



Mondragon
Unibertsitatea

TESIS DOCTORAL

Servicios posventa basados en datos industriales: digitalización, monetización y ciclo de vida del dato

Gorka Mendizabal Arrieta

Colaboradores:



Directores de Tesis
Eduardo Castellano Fernández

Tesis dirigida a la obtención del título de DOCTOR
por MONDRAGON UNIBERTSITATEA

Mondragon Unibertsitatea
Marzo 2024

Licencia Creative Commons.



Reconocimiento – NoComercial – SinObraDerivada (by-nc-nd): No permite un uso comercial de la obra original ni generar obras derivadas.

Declaración de originalidad

Yo, Gorka Mendizabal Arrieta, declaro que esta tesis doctoral es fruto de mi trabajo personal, y que no ha sido previamente presentada para obtener otro título o calificación profesional. Las ideas, formulaciones, imágenes, ilustraciones tomadas de fuentes ajenas han sido debidamente citadas y referenciadas.

Eskerrak / Agradecimientos

Lehenik eta behin eskerrak eman nahiko nizkieke nire bikote, familia eta lagunei, urte guzti hauetan adierazitako leialtasun, pazientzia eta maitasun guztiagatik.

Eskerrak baita ere Enpresagintza Fakultateko (MU) lankideei urte guzti hauetan irakatsi didaten guztiagatik. Batez ere Eduardo Castellano Fernández, Hervé Grellier Bidalun eta Álvaro Ispizua Mendieta aipatu nahiko nituzke, beraien gomendio, irizpide eta babesaren oinarritzakoak izan baitira lan hau amaitu ahal izateko.

Aldi berean, Idoia Aguirre Osa eta Carol Chantar Enrique eskertu nahiko nituzke, baita Urola Kooperatibako lankideak ere, bereziki Adur Larraza Maiza eta Ibon Ormazabal Ormazabal. Bertan egindako egonaldia atsegina eta aberasgarria izan zen beraien esker eta pandemia garaiko bolada zailenetan ere gertutasun handia erakutsi zidaten.

Azkenik, Florentziako Unibertsitateko irakasle den Mario Rapacciniri ere eskerrak eman nahiko nizkieke, baita bertako beste irakasle zein doktoregaiei ere: Mario Tucci, Filippo De Carlo, Filippo Visintin, Sara Vanelli, Donato di Betto Bardi eta Sergio López Ureña.

Laburpena

Industria sektoreko enpresak digitalizazioa eta automatizazioa bezalako prozesu sakonei aurre egiten ari dira, Industria 4.0-k, serbituzioak eta Big Data erakunde zein negozio eredu berriak sortzeko aukerak eskeintzen dituztelarik. Zentzu honetan, salmenta osteko datu industrialetan oinarritutako zerbitzuek garrantzia handiagoa hartzen ari dira enpresa manuakuen estrategietan. Gauzak horrela, Industria 4.0-k eta digitalizazioak erakunde horietan duten eragina jakitea garrantzitsua da, bai eta datuen kudeaketan oinarritutako enpresa kultura garatzeko tresnak sortuz ere.

Erronka hauei erantzuteko asmoz tesi honek erlazionatutako eta, aldi berean, independenteak diren hiru ikerketa gauzatu ditu. Lehenengo ikerketak Laugarren Industria iraultzak enpresa handietan, zein enpresa ertain eta handietan (ETE) duen eragina aztertzea du helburu. Zehazki, Alemaniako eta Txekiar Errepublikako 124 enpresa aztertu dira. Lortutako emaitzen arabera enpresa handiek 140 eta digitalizazioak sortzen dituzten erronkei aurre egiteko gaitasun gehiago dute.

Bigarren ikerketak industria sektoreko datuen bizitza zikloko ereduak ditu aztergai. Eskuratutako emaitzen arabera ez dago adostasunik ikerlariek erabiltzen dituzten kontzeptuen eta terminuen artean.

Hirugarren ikerketak marko kontzeptual berritzaile bat sortzea du helburu, baita datu industrialei prezio bat ezarteko eredu bat proposatzea ere. Horretarako, plastiko botilak ekoizten dituzten makina industrialen kooperatiba bat aztertu da eta egindako ikerketen artean prezioari eragiten dioten lau elementu zehaztu dira, hots: kalitatea, entropía, balioa eta merkatuko aktoreak. Era berean, hornitzaileen prezioa, datuen balorazioa eta entropía, CRI zein datuen kalitatea bezalako aldagaiak garrantzituak direla ondorioztatu da.

Resumen

Las empresas del sector industrial están afrontando importantes procesos de digitalización y de automatización, donde la Industria 4.0 (I40), el Big Data y la servitización ofrecen la posibilidad de crear nuevos modelos organizacionales y de negocio. De esta forma, los modelos de servicios posventa basados en datos industriales están adquiriendo más protagonismo en la estrategia de las empresas manufactureras. En este contexto, es de gran interés conocer el impacto de la I40 y la digitalización en dichas organizaciones, así como generar herramientas para que las empresas desarrollen una cultura de la gestión basada en los datos.

Para responder a este reto, esta tesis plantea tres investigaciones relacionadas, pero a la vez independientes. La primera de ellas, tiene como objetivo profundizar en el impacto de la Cuarta Revolución Industrial en las Pequeñas y Medianas Empresas (PYME) y Grandes Empresas. Concretamente, se han analizado 124 organizaciones de Alemania y República Checa. Los resultados obtenidos muestran que las Grandes Empresas tienen más facilidad que las PYMEs para hacer frente a los retos planteados por la I40 y la digitalización.

La segunda de ellas determina los rasgos más característicos de los modelos del ciclo de vida del dato en el sector industrial, basándose en los diferentes modelos propuestos por la literatura científica. En cuanto a los resultados obtenidos, se concluye que no existe consenso entre los investigadores sobre la terminología y la conceptualización de los modelos de ciclo de vida del dato.

Por último, el tercer estudio se centra en el desarrollo de un marco conceptual innovador y la propuesta de un modelo de asignación de precios para datos industriales. Concretamente, se ha analizado el caso de una cooperativa manufacturera dedicada a la fabricación y venta de

máquinas industriales que producen envases de plástico. Se concluye que existen cuatro componentes que afectan a la asignación de los precios, a saber: calidad, entropía, valor y actores de mercado. Al mismo tiempo, son relevantes variables como el precio de suministro, valoración del dato, CRI, Entropía del dato y calidad del dato.

Summary

Companies in the industrial sector are facing significant digitalisation and automation processes, where Industry 4.0 (I40), servitisation and Big Data offer the possibility of creating new organisational and business models. Thus, after-sales service models based on industrial data are gaining more prominence in the strategy of manufacturing companies. In this context, it is of great interest to understand the impact of I40 and digitalisation on such organisations, as well as to generate tools for companies to develop a data-driven management culture.

To respond to this challenge, this thesis proposes three related but independent research projects. The first one aims to deepen the impact of the Fourth Industrial Revolution on Small and Medium Enterprises (SMEs) and Large Enterprises. Specifically, 124 organisations in Germany and the Czech Republic were analysed. The results show that large enterprises are better able to cope with the challenges posed by I40 and digitalisation than SMEs.

The second one determines the most characteristic features of data lifecycle models in the industrial sector, based on the different models proposed by the scientific literature. In terms of the results obtained, it is concluded that there is no consensus among researchers on the terminology and conceptualisation of data lifecycle models.

Finally, the third study focuses on the development of an innovative conceptual framework and the proposal of a pricing model for industrial data. Specifically, the case of a manufacturing cooperative dedicated to the manufacture and sale of industrial machines that produce plastic packaging has been analysed. It is concluded that there are four components that affect price allocation, namely: quality, entropy, value and market actors. At the same time, variables such as supply price, data valuation, CRI, data entropy and data quality are relevant.

ÍNDICE

DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD	5
ESKERRAK / AGRADECIMIENTOS	6
LABURPENA	7
RESUMEN	8
SUMMARY	10
ÍNDICE DE TABLAS	14
ÍNDICE DE FIGURAS	16
GLOSARIO	17
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	19
1.1 Estructura del documento	21
1.2 Contexto de la investigación	23
1.3 Justificación de la investigación	27
1.4 Objetivos y preguntas de la investigación	30
1.5 Aspectos metodológicos	32
1.6 Referencias bibliográficas	39
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	45
2.1 Marco teórico	47
2.2 I40 e IoT	50
2.3 Servitización, servitización digital y modelos de negocio digitales	54
2.4 Datos y Big Data	61
2.5 Modelos de negocio y valor de los datos	67
2.6 Ciclo de vida del dato y de los productos	75
2.7 Modelos de asignación de precios para datos	78
2.8 Referencias bibliográficas	82
CAPÍTULO III: LA I40 Y LA DIGITALIZACIÓN EN LAS PYMEs y GRANDES EMPRESAS	94
3.1 Introducción	95
3.2 Marco Teórico	98
3.3 Objetivos y metodología de la investigación	100

3.4 Resultados	102
3.5 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación	107
3.6 Referencias bibliográficas	108
CAPÍTULO IV: CICLO DE VIDA DEL DATO INDUSTRIAL	116
4.1 Introducción	117
4.2 Objetivos y metodología de la investigación	119
4.3 DLC	120
4.4 Ciclo de vida de los datos derivados del producto	126
4.5 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación	135
4.6 Referencias bibliográficas	136
CAPÍTULO V: UN MODELO DE PRECIOS PARA MONETIZAR LOS DATOS INDUSTRIALES	141
5.1 Introducción	142
5.2 Antecedentes teóricos sobre MD	144
5.3 Objetivos y metodología de la investigación	152
5.4 Marco conceptual	155
5.5 Modelo de asignación de precios de los datos industriales	156
5.6 Resultados	160
5.7 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación	161
5.8 Referencias bibliográficas	162
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES, LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	170
6.1 Conclusiones	172
6.2 Limitaciones	173
6.3 Futuras líneas de investigación	174

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Resumen de los capítulos.	22
Tabla 2.	Análisis del Big Data según sector y tamaño de la empresa.	25
Tabla 3.	Empresas que utilizaron el IoT.	26
Tabla 4.	Resumen de los temas y lagunas según capítulo.	30
Tabla 5.	Resumen de objetivos y preguntas según capítulo.	32
Tabla 6.	Número de empresas participantes en la Investigación.	34
Tabla 7.	Elementos teóricos del modelo de asignación de precios para datos.	37
Tabla 8.	Resumen de las investigaciones realizadas.	38
Tabla 9.	Listado de conceptos clave.	49
Tabla 10.	Temas clave sobre la servitización.	57
Tabla 11.	Listado de definiciones del concepto Servitización.	58
Tabla 12.	Listado de definiciones del concepto dato.	61
Tabla 13.	Relación de conceptos clave.	62
Tabla 14.	Empresas que utilizan análisis de Big Data por tipo de fuente de datos.	65
Tabla 15.	Listado de definiciones del concepto Big Data.	66
Tabla 16.	Modelos de creación de valor a través del dato.	72
Tabla 17.	Listado de investigaciones que utilizan el ciclo de vida del dato.	76
Tabla 18.	Características de los modelos del ciclo de vida del dato.	77
Tabla 19.	Debilidades y dificultades de los mecanismos de asignación de precios para datos.	81
Tabla 20.	Matriz de correlaciones.	104
Tabla 21.	Matriz de correlaciones respecto a las Grandes Empresas de la República Checa.	104
Tabla 22.	Matriz de correlaciones respecto a las PYMEs de la República Checa.	105
Tabla 23.	Matriz de correlaciones respecto a las Grandes Empresas de Alemania.	106
Tabla 24.	Matriz de correlaciones respecto a las PYMEs de Alemania.	107
Tabla 25.	Modelos sobre el ciclo de vida del dato I.	122
Tabla 26.	Modelos sobre el ciclo de vida del dato II.	123

Tabla 27. Modelos sobre el ciclo de vida del dato III.	125
Tabla 28. Modelos sobre el ciclo de vida del dato IV.	126
Tabla 29. Tipos de datos de entrada y salida en los periodos BOL, MOL y EOL.	126
Tabla 30. Uso del concepto PDLC.	130
Tabla 31. Fases del PDLC.	131
Tabla 32. Fases del PDLC.	132
Tabla 33. Listado de definiciones sobre MD.	144
Tabla 34. Agentes que participan en el mercado de datos.	148
Tabla 35. Modelos de asignación de precios para datos.	150
Tabla 36. Ejemplo de los datos consultados.	154
Tabla 37. Marco conceptual para la asignación de precios.	155
Tabla 38. Resultado de la encuesta entre los trabajadores de la cooperativa.	159
Tabla 39. Resultado de la encuesta entre el cliente.	159
Tabla 40. Valores obtenidos para el cálculo de la entropía de los datos.	160
Tabla 41. Valores obtenidos para el precio de los datos.	160

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Modelo interactivo para el diseño de una Investigación.	30
Figura 2.	Modelo PRISMA.	33
Figura 3.	Marco teórico de la tesis doctoral.	48
Figura 4.	Palancas de valor de la I40.	51
Figura 5.	Esquema descriptivo sobre la implementación de los SCF.	53
Figura 6.	Ventajas de las estrategias basadas en servicios.	56
Figura 7.	Marco conceptual sobre las tecnologías digitales, la servitización y la servitización digital.	60
Figura 8.	Relación de los datos con conceptos clave.	62
Figura 9.	Tipos de datos.	64
Figura 10.	Relación entre Big Data y servitización.	67
Figura 11.	Descripción de los servicios basados en el Big Data y el Big Data como servicio.	68
Figura 12.	Modelos de negocios basados en dato.	70
Figura 13.	Servicios industriales basados en datos.	71
Figura 14.	Listado de variables que afectan al valor de los datos.	73
Figura 15.	Modelos de asignación de precios para el Big Data.	78
Figura 16.	Modelo de negocio para los sistemas IoT.	80
Figura 17.	Ciclo de vida del producto.	117
Figura 18.	Modelo PRISMA para el capítulo IV.	120
Figura 19.	Arquitectura del Big Data.	121
Figura 20.	Cadena de valor del Big Data.	124
Figura 21.	Monetización de los datos.	145
Figura 22.	Variables que afectan al coste de los datos.	157

GLOSARIO

LISTADO DE ABREVIATURAS

API	Interfaz de Programación de Aplicaciones
BMM	Máquina de fabricación de botellas
BPL	Línea de producción de botellas
BOL	Inicio de la vida útil
DIT	Deggendorf Institute of Technology
DyD	Debilidades y Dificultades
DLC	Ciclo de Vida de los datos
DESI	Digital Economy and Society Index
DSS	Sistema de soporte de decisiones
ETE	Enpresa Txiki zein Ertainak
EOL	Final de la vida útil
ETDE	Estrategia para la Transformación Digital de Euskadi
F2F	From service for free to service for fee
I40	Industria 4.0
IoT	Internet de las Cosas
IIOT	Internet Industrial de las Cosas
IPS2	Sistema de Productos-Servicios Industriales
IRC	Índice de la Relevancia del Cliente
ISO	Organización Internacional para la Estandarización

LCC	Coste durante todo el ciclo de vida
MD	Monetización de Datos
MOL	Mitad de la vida útil
MP	Partes Mecánicas
ONTSI	Observatorio Nacional de Tecnología y Sociedad
PSS	Sistema de Productos-Servicios
PDLC	Ciclo de vida del dato que derivada del producto
PaaS	Plataformas como Servicio
PDKM	Sistema de gestión del conocimiento
PEID	Dispositivos de Información Embebida en el Producto
PLM	Ciclo de vida del producto
PYME	Pequeñas y Medianas Empresas
PRISMA	Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis
RAM	Fiabilidad, Disponibilidad y Mantenibilidad
RFID	Tecnologías para la identificación por radiofrecuencia
SCF	Sistemas Ciber-Físicos
SME	Small and Medium-sized Enterprises
TIC	Tecnologías de la Información y las Comunicaciones
TIC	Tecnologías de la Información y las Comunicaciones



CAPÍTULO I
Introducción

Capítulo I. Introducción

En el primer capítulo de esta tesis doctoral se muestra y se detalla la estructura de cada uno de los capítulos del documento. Además, en este primer apartado, se describe el contexto y la justificación de la investigación, así como los objetivos, las preguntas de investigación y la metodología utilizada para su realización.

1.1 Estructura del documento

En este primer capítulo se presenta el contexto del estudio, para lo que se ha analizado las tendencias actuales relacionadas con la I40, el Big Data, el Internet de las Cosas (IoT), la servitización y los servicios posventa basados en datos industriales, detallando el contexto, la justificación y el interés de la misma, además de presentar los objetivos planteados, las preguntas de investigación realizadas y la metodología aplicada para llevarla a cabo.

El segundo capítulo presenta los conceptos clave y el marco teórico de la tesis doctoral, relacionando la I40 y la servitización, a través del IoT y los servicios digitales, con los datos y el Big Data. Asimismo, se analizan los distintos modelos de negocio que derivan de estas últimas, al igual que los métodos de asignación de precios para los datos.

El tercer capítulo (investigación 1) contiene la investigación llevada a cabo sobre el IoT y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas de dos países: Alemania y República Checa. Así, se ha considerado su impacto en aspectos clave como la inversión, el proceso de creación de valor y los puestos de trabajo en dichas organizaciones.

El cuarto capítulo (investigación 2) investiga el concepto del ciclo de vida del dato en el sector industrial, analizando las etapas, las características y los objetivos de los distintos modelos existentes, así como las fases de cada uno de ellos. De esta forma, se consigue una mayor eficiencia de los servicios digitales y la toma de decisiones.

El quinto capítulo (investigación 3) se centra en la asignación de precios para datos industriales. Para ello, se ha llevado a cabo un estudio en una industria manufacturera que implementa un proceso de servitización digital, con la intención de desarrollar modelos de negocio digitales y vender servicios digitales basados en datos. La investigación realizada propone un modelo de asignación

de precios para los datos industriales, utilizando cuatro variables: la calidad, la entropía, el valor y la influencia del mercado de datos.

En el sexto capítulo se muestran las conclusiones del trabajo, así como las limitaciones existentes y las futuras líneas de investigación. En la tabla 1 se resume el contenido de los distintos capítulos.

Capítulos	Tema
Capítulo 1	Introducción.
Capítulo 2	Conceptualización y marco teórico.
Capítulo 3	Investigación 1 sobre el IoT y la digitalización en empresas.
Capítulo 4	Investigación 2 sobre el ciclo de vida del dato.
Capítulo 5	Investigación 3 sobre asignación de precios para datos.
Capítulo 6	Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación.

Tabla 1. Resumen de los capítulos. Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, cabe recalcar que la financiación de esta tesis doctoral se ha conseguido a través del programa BIKAINTEK 2018, que tiene como objetivo la formación de doctorados y doctorandas industriales mediante la cofinanciación de los contratos laborales del personal investigador en formación que participe en un proyecto de investigación industrial, dentro de las áreas de especialización del PCTI 2020, con el objetivo de que la investigación llevada a cabo por las empresas vascas esté liderada por personas con la titulación de doctor o doctora, facilitando la inserción laboral de estos investigadores desde el inicio de sus carreras profesionales.

1.2 Contexto de la investigación

Esta tesis doctoral surge en un periodo de profunda transformación digital, donde la implantación y el uso masivo de las nuevas tecnologías está generando nuevos retos relacionados con los datos industriales. De esta forma, la Comisión Europea estima que para el año 2025 la economía de los datos en la Europa de los 27 tendrá un valor equivalente al 5,8% de su PIB, además de generar un volumen total cercano a 175 zettabytes en todo el mundo (Comisión Europea, 2022). Asimismo, la investigación llevada a cabo por McKisney (2020) recoge que el 93% de los ejecutivos encuestados admiten que un mejor acceso a los datos puede ser importante para las empresas, mejorando la toma de decisiones de sus líderes (Schüritz et al., 2016; Berndtsson et al., 2018). En la misma línea, los dirigentes europeos han planteado una política para que el Big Data sea integrado y desarrollado por el 75% de las compañías antes del año 2030 (DESI, 2022). No obstante, existe una gran disparidad en cuanto a su uso por parte de las empresas de la Unión Europea, tal y como se observa en el Gráfico 1 (DESI, 2022). Por ejemplo, destacan aquellas de países como Malta, donde más de un 30% de sus empresas lo utilizan, seguido de Países Bajos y Dinamarca, con cerca de un 27%. En el caso opuesto se encuentran países como Rumanía, Eslovaquia, Chipre o Bulgaria, con un empleo cercano al 5-6%.

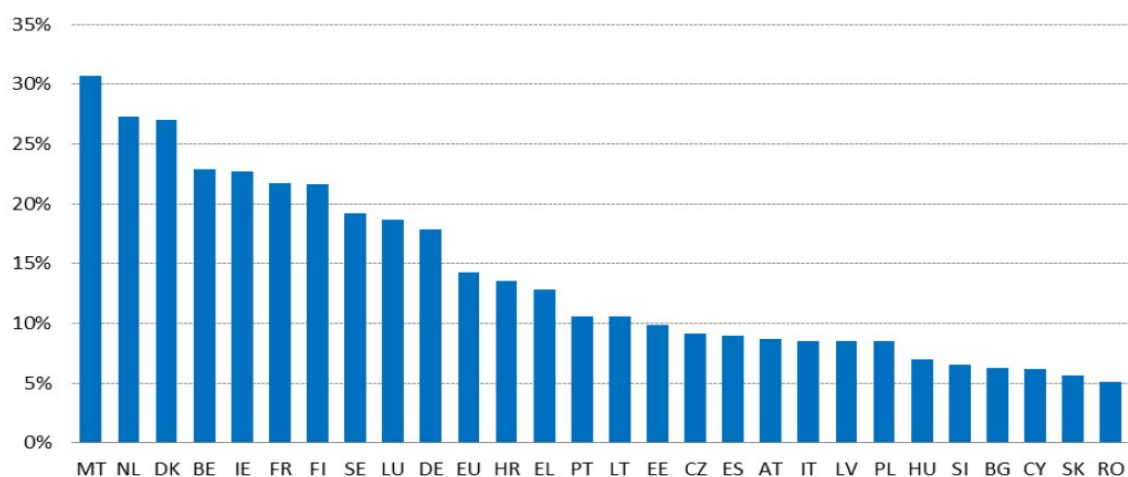


Gráfico 1: porcentaje de empresas que utilizan el Big Data en el año 2020. Fuente: DESI (2022, p. 54).

En paralelo, la Comisión Europea ha desarrollado una política sobre el IoT, un elemento íntimamente relacionado con los datos y central para el desarrollo de la I40 y la digitalización (Brettel et al., 2014). Según Hozdić (2015) el IoT es una red ubicua y global que ayuda a integrar el mundo físico a través de la obtención, procesamiento y análisis de los datos generados por la sensorica, además de mejorar los niveles de productividad del sector manufacturero (Lu, 2017). Según sus estimaciones el número de dispositivos de IoT en la Unión Europea pasará de 40.000 millones en 2023 a 49.000 millones en el año 2026, por lo que su relevancia estratégica es notoria (Horvat et al., 2019). Tal y como se observa en el Gráfico 2, la media de las empresas europeas que utilizan el IoT ronda el 30%, aunque si analizamos ese mismo dato por países su distribución varía mucho. Por ejemplo, Austria, con más de la mitad de las empresas analizadas para la investigación, lidera el ranking, mientras que Rumanía o Bulgaria, con cerca del 15%, están a la cola. De esta forma, la primera de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis tiene como objetivo analizar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño (PYMEs y Grandes Empresas).

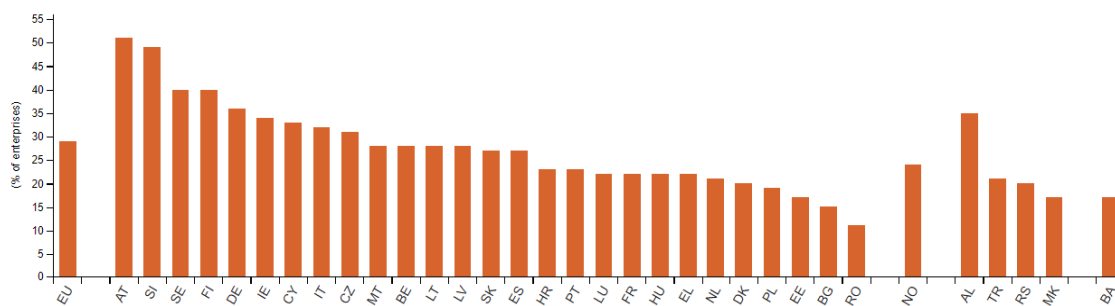


Gráfico 2: porcentaje de empresas que utilizan el IoT según el país de origen. Fuente: Eurostat.

El uso equitativo de los datos generados por los dispositivos IoT es regulado por la Ley de Datos, que junto la Ley de los Mercados Digitales, la Ley de los servicios digitales y la Ley de la gobernanza del dato sirven para reforzar la estrategia digital europea. Concretamente, las dos primeras tienen como objetivo la regulación de las plataformas digitales y los servicios ofertados a través de

internet, mientras que la tercera pretende aumentar la disponibilidad de los datos, mejorando la confianza en su intercambio y superando las dificultades técnicas durante la su reutilización. En paralelo, en todas ellas subyace la importancia del ciclo de vida del dato, aspecto que se trata en la segunda de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis.

En el caso de España, la economía de los datos llegó a representar el 2,5% del PIB en el año 2019, mientras que para el año 2025 se estima que sea del 4,1% (Instituto de Estudios Económicos, 2022). Su estrategia de digitalización se articula a través de la agenda “España Digital”, una hoja de ruta que vertebra tres pilares estratégicos, i.e. infraestructuras y tecnología, economía y personas, además de fomentar la colaboración público-privada y la cogobernanza del Estado y las Comunidades Autónomas. Sobre el uso del Big Data el informe ONTSI (2023) señala que el 29% de las Grandes Empresas se sirven de ella, frente al 18% de las medianas y el 9% de las pequeñas. Tal y como se observa en Tabla 2 el sector que más lo hace es el de las TIC, seguido del sector de servicios y de la industria.

Sector económico	Total	De 10 a 49 trabajadores	De 50 a 249 trabajadores	De 250 y más trabajadores
Total empresas	11,05%	9,44%	17,49%	29,40%
Total industria	8,08 %	5,87%	15,25%	28,36%
Total servicios	13,81%	12,30%	19,43%	30,52%
Total TIC	23,40%	18,99%	35,42%	46,75%

Tabla 2. Análisis del Big Data según sector y tamaño de la empresa. Fuente: INE.

Asimismo, el uso de la IoT por parte de las empresas ha experimentado un gran avance en España, pasando del 17% en el año 2020 al 28% en el año 2021 (ONTSI, 2022). Al mismo tiempo, dicho informe concluye que la mayoría de las empresas emplean la IoT para cuestiones relacionadas con la seguridad de las instalaciones (76%), seguido de la gestión del consumo de energía (29%), el

mantenimiento (22%), la logística (21%), los procesos de producción (19%) y los servicios al cliente (15%).

Sector económico	Total	De 10 a 49 trabajadores	De 50 a 249 trabajadores	De 250 y más trabajadores
Total Empresas	16,83	14,86	24,78	33,25
Total Industria	16,17	12,55	28,46	42,97
Total Servicios	18,37	17,01	23,59	28,86
Total TIC	28,78	29,34	25,38	36,03

Tabla 3. Empresas que utilizaron el IoT. Fuente: Elaboración propia a través de los datos del INE.

La Tabla 3 muestra el uso que hacen del IoT las PYMEs y Grandes Empresas según el sector y el número de trabajadores, donde resalta el sector TIC, mientras que en el de servicios e industria es bastante más homogéneo. Tal y como señalan Daisy Valle et al (2019) la adopción de las tecnologías TIC y las capacidades digitales facilitan la captura, almacenaje y comunicación de los datos, ampliando la oferta de productos (Belvedere et al., 2013). Además, el uso de las TIC acelera la transformación hacia una servitización digital (Coreynen et al., 2017), que es definida por Linde et al. (2021, p.1) como las “ofertas de servicios avanzados digitalmente habilitados, nuevos e innovadores”. En el año 2020, el sector de las TIC representaba un 3,8% del total del empleo en España, mientras que en la Unión Europea representaba el 4,8% (ONTSI, 2021). Del mismo informe se desprende que en el caso de las empresas, solo el 17% de las empresas españolas disponía de especialistas en tecnología digital entre su personal empleado, por debajo de la media europea que se sitúa en el 19%.

En lo que se refiere a Euskadi, el proceso de digitalización se articula a través la Estrategia para la Transformación Digital de Euskadi 2025 (ETDE, 2025), donde se recoge que el dato es un “vector e insumo de conocimiento” (ETDE, 2025, p.7), además de posibilitar nuevos modelos de negocio (Martín-Peña et al. 2018) y mejoras en la productividad industrial. Dicha estrategia consta de cuatro vectores, i.e. ecosistema integrado, competencias digitales, iniciativas singulares y finalmente, aceleración, experimentación y uso de la digitalización, además de

6 palancas tecnológicas, 19 habilitadores, 18 líneas de acción y 15 ámbitos de aplicación. En la misma línea, el Gobierno Vasco y el Grupo SPRI han diseñado el programa de ayudas para la Industria Digital 2023, que pretende acompañar y facilitar a las empresas del territorio la adquisición e implementación de nuevas tecnologías, además de mejorar la competitividad de los productos y los servicios añadidos. Asimismo, el informe sobre el panorama de la industria vasca 2022 (Eustat, 2023) constata que el gasto realizado por el conjunto de la industria vasca en actividades de innovación durante el año 2020 representó el 42,3% del gasto total, lo que demuestra el interés del sector para adaptarse a la transformación en curso. Por todo ello, la tercera de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis tiene como objetivo desarrollar un modelo de asignación de precios para datos, además de un marco conceptual, para la mejora de las estrategias de negocio de las empresas.

1.3 Justificación de la investigación

Esta tesis doctoral se enmarca dentro del proceso de servitización del sector industrial, definido por Baines et al. (2009, p.1) como “la innovación de las capacidades y procesos de una organización para pasar de vender productos a vender productos y servicios integrados que aporten valor de uso.” De acuerdo con diversos autores (Androdegari et al., 2015; Carnero y González-Prida, 2016; Stickdorn et al. 2016; Andrews et al., 2018) el modelo de negocio que plantea la servitización se orienta más a la venta de servicios, lo que exige a las empresas conocer las necesidades del cliente, hacer frente a los nuevos retos organizacionales y desarrollar e implementar distintos tipos de servicios (Androdegari et al., 2015). Concretamente, Cusumano et al. (2015), señalan que existen los servicios de adaptación, que complementan a los productos, y los servicios de sustitución, que permiten a los clientes pagar por el uso de un producto sin tener que comprarlo. La existencia de distintos modelos de servicios es considerada por Calabrese et al. (2019) como un indicador, junto con otros 12 elementos, del grado de servitización de las empresas.

Las tecnologías digitales y la I40 también influyen en la servitización digital (Ennis et al., 2018), los servicios ofertados (Pirola et al., 2020; Khanra et al., 2021) y los nuevos servicios digitales basados en datos (Sklyar et al., 2019). De todas formas, la literatura científica ha analizado el impacto de la digitalización y la I40 en las empresas a través de una perspectiva general, lo que denota una ausencia de investigaciones sobre su impacto en las empresas según su tamaño (Kohtamäki y Rabetino, 2019; Veile et al., 2020). Concretamente, Müller et al. (2018) constatan que la digitalización y la I40 influyen en las dinámicas organizacionales, aunque recalcan que existe la necesidad de realizar investigaciones que analicen, de manera conjunta, la manera en la que afectan a las PYMEs y las Grandes Empresas. En cambio, Nwaiwu et al. (2020), que realizan una investigación sobre la digitalización y la I40 centrada en un único país, abogan por estudios de carácter más transnacional, incluyendo una comparativa entre distintos países. En el caso de Lerch y Gotsch (2015) constatan que el proceso de la digitalización y la servitización son dos tendencias que convergen en el tiempo y se influyen mutuamente, por lo que muchas empresas se ven obligadas a aunarlas para seguir siendo competitivas en sus respectivos mercados. Por todo ello, la primera de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis tiene como objetivo el estudio sobre el impacto que tienen la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño (PYMEs y Grandes Empresas).

En paralelo, la segunda de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis se justifica por los vacíos existentes en la literatura sobre el ciclo de vida del dato, en el que hay que tener en cuenta la cadena de valor del Big Data (Nanry et al., 2015). Esta es definida por Faroukhi et al. (2020) como un conjunto de etapas que describen los flujos de datos y que sirven para extraer su valor. En cada una de esas etapas influyen aspectos virtuales, físicos y de naturaleza multidisciplinar (Rayport y Sviokla, 1995; Zambetti et al., 2019), así como la arquitectura y el ecosistema de actores empresariales que colaboran en la creación y captura de su valor (Dalenogare et al., 2023). Adicionalmente, Saqlain (2019) constata los retos que plantean los datos en distintos apartados de su ciclo de vida, entre los que destacan su heterogeneidad, almacenaje,

visualización y estandarización. En el caso de Yang (2018) hace referencia a la poca importancia que se le ha dado hasta ahora al diseño del ciclo de vida del dato. Así, existen pocas comparativas sobre las distintas fases de los modelos del ciclo de vida del dato (Ball, 2012).

Finalmente, la tercera de las investigaciones llevadas a cabo en esta tesis responde a los vacíos científicos relacionados con los mecanismos que se aplican para asignar un precio a los servicios basados en datos. En efecto, Witell y Löfgren (2013) constatan que la dificultad de pasar de unos servicios ofertados de manera gratuita a otros por pago, mientras que Martin et al. (2019) constatan el interés de investigar el vacío científico existente entre la servitización y sus procesos de creación de valor. Según Schüritz et al. (2017, p.1) “no se ha analizado lo suficiente la manera de transformar en ingresos una propuesta de valor relacionada con los servicios basados en datos”. En la misma línea, Lim et al. (2018) destacan el vacío en la literatura sobre los datos y la creación de valor, el cual influye en la falta de una visión común sobre cómo medir su valor en términos económicos (Monteiro et al., 2020). En paralelo, Carriere-Swallow y Haksar (2019) constatan una gran variedad de mecanismos cualitativos sobre la economía de los datos (Faroukhi et al., 2021), aunque su cuantificación, según ellos, está en una fase inicial. Al respecto, existen investigaciones como las de Moody y Walsh (1999), aunque señalan que desarrollar un enfoque para la valoración de la información de manera coherente y aplicable con los principios contables siga siendo un gran reto. En el caso de Rapaccini (2015) analiza los modelos de asignación de precios basados en costes, en el valor y en la competición de mercado. En palabras de Yu y Zhang (2017, p.2) “la asignación de un valor a los datos es la base para un riguroso y razonable modelo de precios para los mismos”. En este sentido, Mehta et al. (2021) defienden que la monetización de datos (MD) ha alcanzado una mayor relevancia práctica y teórica, la cual se produce según Najjar y Kettinger (2013, p.1) “cuando el valor intangible de los datos se convierte en valor real, normalmente mediante su venta”.

Para dotar de más estructura a este apartado se plantea la Tabla 4, donde se detallan el tema y las lagunas científicas identificadas para los capítulos 3, 4 y 5.

	Capítulo 3 (Estudio 1)	Capítulo 4 (Estudio 2)	Capítulo 5 (Estudio 3)
Tema	I40, digitalización y servitización.	Ciclo de vida del dato industrial.	Servicios digitales y monetización de datos industriales.
Laguna científica	Falta investigar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño (PYMEs y Grandes Empresas) y origen.	Falta analizar y comparar los modelos del ciclo de vida del dato en el ámbito industrial.	Falta profundizar en los mecanismos cuantitativos para asignar un precio a los servicios posventa basados en datos industriales.

Tabla 4. Resumen de los temas y lagunas según capítulo. Fuente: Elaboración propia.

1.4 Objetivos y preguntas de la investigación

Después de detallar los motivos que justifican esta tesis doctoral, en el siguiente apartado se muestran los objetivos y sus correspondientes preguntas de investigación. Así, esta sección se basa en la investigación de Maxwell (2005), quien identifica y conecta los cinco elementos clave que aparecen en la Figura 1 para un adecuado diseño de investigación: objetivos, preguntas de investigación, marco conceptual, metodología, y la validez del estudio.

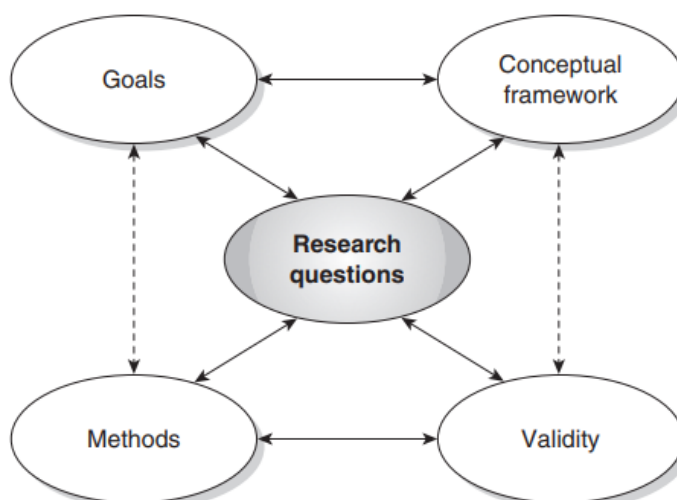


Figura 1. Modelo interactivo para el diseño de una investigación. Fuente: Maxwell (2005, p. 217).

Teniendo en cuenta la Figura 1, el objetivo del capítulo 3 (investigación 1) consiste en analizar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño, comparando la realidad de las PYMEs con la de las Grandes Empresas. Para ello, se han analizado tres factores estratégicos para las compañías, i.e. inversiones, creación de valor y puestos de trabajo en las regiones de Baja Baviera (Alemania) y Bohemia (República Checa). Concretamente, se pretende enriquecer la literatura científica existente sobre los citados aspectos a partir de una encuesta en la que han participado 124 empresas.

En el caso del capítulo 4 (investigación 2) el objetivo consiste en comprender el DLC, identificando los modelos que detallan las distintas fases que atraviesan los datos hasta ser transformados en información. Como en el sector manufacturero la producción de los datos es inherente al ciclo de vida del producto, la relación existente entre dichos aspectos va a ser un elemento central de la investigación. Mediante este estudio, se han identificado las etapas del DLC para que las empresas realicen cambios y mejoras en cada una de ellas, lo que ayuda a identificar los costes. De esta forma, se mejora la eficiencia de los servicios digitales ofertados y la toma de decisiones.

El objetivo del capítulo 5 (investigación 3) consiste en desarrollar un modelo cuantitativo que sirva para asignar un precio a los servicios posventa basados en datos industriales. Esto se justifica por la necesidad que tienen las compañías que están inmersas en un proceso de servitización digital de monetizar los datos producidos. Para lograrlo, se propone un marco conceptual compuesto por dos dimensiones, i.e. características y mercado de los datos, cuatro componentes, i.e. calidad, entropía, valor y actores de mercado, además de distintas variables para su estimación: precio de suministro, valoración del dato, CRI, Entropía del dato y calidad del dato. Al mismo tiempo, se ha realizado un caso de estudio en una cooperativa del sector industrial de Gipuzkoa.

Para dotar de más estructura a este apartado, se plantea la Tabla 5, donde se resumen los objetivos y las preguntas de investigación de los capítulos 3, 4 y 5.

	Capítulo 3 (Estudio 1)	Capítulo 4 (Estudio 2)	Capítulo 5 (Estudio 3)
Objetivos	Analizar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño (PYMEs y Grandes Empresas) y origen.	Analizar los rasgos más característicos de los modelos del ciclo de vida del dato industrial.	Desarrollar un marco conceptual y proponer un modelo de asignación de precios para datos industriales.
Preguntas de investigación	¿Cómo influyen la I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas de Alemania y República Checa?	¿Qué características tienen los modelos del DLC?	¿Cómo se define el modelo de precios para monetizar los servicios basados en datos industriales?

Tabla 5. Resumen de objetivos y preguntas según capítulo. Fuente: Elaboración propia.

1.5 Aspectos metodológicos

En el siguiente apartado se exponen los aspectos metodológicos y de diseño de las 3 investigaciones llevadas a cabo durante la tesis doctoral.

Para el análisis de la literatura científica de cada una de ellas se ha llevado a cabo una revisión sistemática de las investigaciones científicas, definida por Mengist (2020, p.1) como “un proceso que permite recopilar pruebas pertinentes sobre un tema determinado, ajustándose a los criterios de elegibilidad previamente especificados y dando respuesta a las preguntas de investigación formuladas”. Según Page et al. (2021, p.1) “los métodos y resultados de las revisiones sistemáticas deben registrarse con el suficiente detalle para permitir a los lectores evaluar la fiabilidad y la aplicabilidad de los resultados”, por lo que se ha adoptado el modelo PRISMA que en sus siglas en inglés hace referencia a los elementos más adecuados para informar de las revisiones sistemáticas y de meta-análisis de la literatura. Dicho modelo, que consta de un total de 27 elementos, es utilizado en numerosas investigaciones científicas, entre las que se encuentran algunas de las problemáticas del campo de estudio que atañen a

esta tesis doctoral, e.i. I40 (Echchakoui y Barka, 2020), transformación digital (Bin y Hui, 2021), servitización digital (Paschou et al., 2020) y Big Data (Sabharwal y Miah, 2021). Así, el método PRISMA se realiza en cuatro fases. i.e. identificación de las investigaciones, cribado, idoneidad e inclusión, y los resultados obtenidos se muestran en la Figura 2. Concretamente, se han utilizado las bases de datos Scopus y Google Scholar como fuentes de referencias, además de buscar las siguientes palabras clave: “servitization” OR “industry 4.0” OR “digitalization” OR “data AND lifecycle” OR “data AND monetization” OR “data AND pricing AND model”. Después, se han fijado los siguientes criterios para incluirlos o excluirllos de la investigación científica: los documentos consultados tienen que haber sido escritos en inglés o en castellano, ser actas de conferencias, publicaciones de revistas o libros blancos. Además, los artículos han tenidos que ser publicados entre el rango de años 2010-2022. De todas formas, debido a su valor académico se han incluido 23 documentos que están fuera de dicho rango.

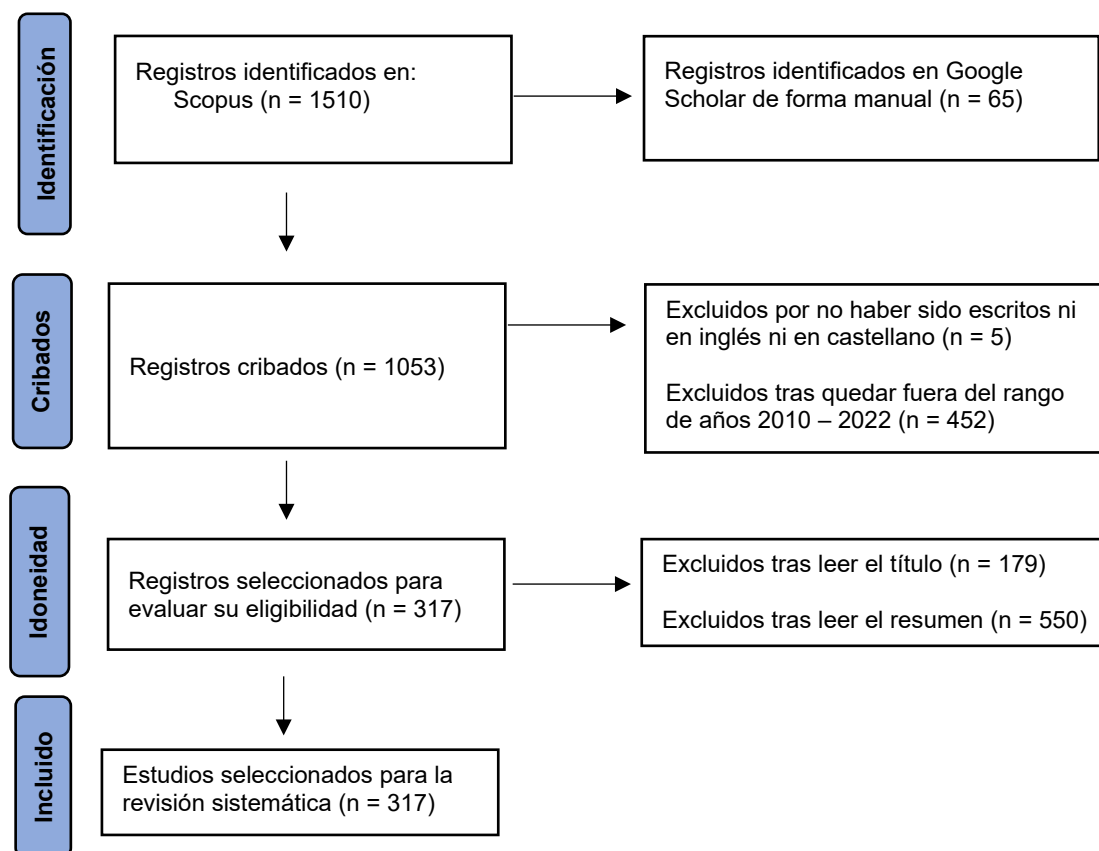


Figura 2. Modelo PRISMA. Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al primer estudio (capítulo 3), que se centra en analizar el impacto de la I40 y la digitalización en las empresas, se ha realizado a través de una metodología cualitativa llevada a cabo en distintas fases. En la primera, se han decidido las preguntas y el enfoque de las mismas, llegando a contar con una participación inicial de 35 empresas. Una vez obtenida la primera versión del cuestionario, se ha publicado en versión online para que más empresas pudiesen tener acceso a la misma. Para ello, se ha utilizado la herramienta gratuita LimeSurvey, que sirve para hacer encuestas a través de internet. En la Tabla 6 se detalla con más información la distribución de la muestra, en la que aparecen un total de 124 empresas, tanto PYMEs como las Grandes Empresas de ambos países. Como se puede observar, el número de PYMEs es mayor que las Grandes Empresas.

República Checa		Alemania	
PYMEs	Grandes Empresas	PYMEs	Grandes Empresas
60	15	34	15
75		49	

Tabla 6. Número de empresas participantes en la investigación. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de la investigación.

En cuanto al formato de las preguntas, se han creado dos apartados distintos. El primero de ellos tenía que ser rellenado obligatoriamente, mientras que las respuestas del segundo eran opcionales. Una vez recogida la opinión de los participantes, se ha procedido a su categorización y posterior estudio, sirviéndose de la herramienta Excel. Además, para dotar al estudio del necesario rigor científico, se ha utilizado Scopus, definida por Cobo et al. (2011) como una base de datos indexada y bien organizada de producción científica con disposiciones para la exportación de metadatos.

El segundo estudio (capítulo 4), que se centra en el ciclo de vida del dato, se ha realizado un análisis de la literatura científica a través del método PRISMA., considerando distintos modelos existentes y prestando especial atención a las etapas que se recogen en cada uno de ellos.

El tercer estudio (capítulo 5), que se centra en desarrollar un marco conceptual y una ecuación que asigne un precio a los servicios digitales basados en datos, se ha realizado a través de una metodología mixta. Así, se ha realizado un caso de estudio basado en una cooperativa manufacturera del municipio de Legazpi (Gipuzkoa), dedicada a la fabricación y venta de máquinas industriales que producen envases de plástico. Estos últimos abarcan una gran variedad de productos, desde lácteos y cosméticos, pasando por aquellos que se utilizan para el cuidado del hogar o para los productos de automoción y del sector químico. Además, los servicios (digitales) que ofrece dicha cooperativa buscan prototipar, ajustar y optimizar los envases producidos por sus máquinas a las necesidades del cliente. En paralelo, ofrecen un servicio de mantenimiento constante de las máquinas de manera presencial o a distancia, sirviéndose de distintos puntos de venta presentes en los cinco continentes. Así, cabe destacar que la cooperativa que ha servido de caso de estudio se formó en el año 1975 y que forma parte del Grupo Mondragon. De esta forma, esta investigación se justifica por la necesidad existente de dicha cooperativa de ofrecer servicios digitales basados en datos, donde la asignación de precios de los mismos y su posterior monetización juegan un papel fundamental.

La investigación se ha realizado entre los meses de enero del año 2020 y finales de julio del año 2021, utilizando el software que la propia cooperativa tiene para realizar el seguimiento de las máquinas. Para asignar un precio a los servicios digitales, se ha llevado a cabo un primer análisis de la fiabilidad, disponibilidad y mantenibilidad de la máquina (RAM en sus siglas en inglés), además del coste durante todo su ciclo de vida (LCC). Concretamente, el RAM-LCC tiene como objetivo medir el funcionamiento de las máquinas y mejorar su eficacia, lo que requiere analizar los tiempos en los que las máquinas están activas, paradas y en funcionamiento (Crespo, 2007). Para ello, las variables consultadas han estado relacionadas con los tipos de alarmas registradas y la Eficiencia General de los Equipos, entre las que destacan la disponibilidad, la eficiencia, la calidad, la trazabilidad y los posibles rechazos de las botellas. A su vez, se han estudiado las razones por las que se producen las paradas no deseadas prestando especial atención a las alarmas. Concretamente, se han identificado la fecha,

hora y tiempo de duración de 8 variables clave: tipo de fallo, tiempo transcurrido entre fallos, tiempo activo e inactivo de la máquina, tiempo de arreglo, tiempo de retardo logístico, tiempo de duración del fallo y tiempo no utilizado. Los datos consultados han sido analizados a través del programa estadístico R.

El segundo análisis se ha centrado en la manera de explotar, en clave de negocio, el gran número de variables que se generan. Para este último apartado, se ha identificado el estudio científico de Shen et al. (2016) que sirve de base teórica para la propuesta del modelo de asignación de precios para datos. En la primera columna de la Tabla 7 aparecen los elementos teóricos que vertebran el modelo de asignación de precios para los datos, i.e. unidades básicas para la métrica y posterior venta de los datos, las variables utilizadas en el modelo y la asignación del valor de los datos. En la segunda columna se recogen dichos elementos teóricos en la investigación llevada a cabo por Shen et al. (2016), que se centra en la asignación de precios de los datos personales. Finalmente, en la tercera columna, se detalla la adaptación que se hace del modelo de Shen et al. (2016) a la propuesta de esta tesis doctoral.

Elementos teóricos	Shen et al. (2016)	Nuevo modelo
Unidades básicas de venta.	Paquetes de datos, que consisten en n tupla de datos.	El paquete de datos es la propia máquina industrial, mientras que la tupla de datos se obtiene a través de las distintas pestañas del dashboard.
Unidades básicas para la métrica de datos.	Tupla de datos.	Tupla de datos.
Cada tupla de datos contiene.	K atributos.	Los ítems seleccionados en el software de la cooperativa.

Número de variables utilizadas para la asignación de precios.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Peso del valor. 2. Índice de referencia del dato. 3. Entropía de la información. 4. Precio del suministro. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Precio de suministro. 2. Calidad del dato. 3. Entropía de la información. 4. Valor del dato. 5. CRI.
La asignación del valor de los datos.	Se realiza a través de la experiencia.	A través de una encuesta de valoración de los ítems, que es rellenada tanto por el productor como el cliente de la máquina.

Tabla 7. Elementos teóricos del modelo de asignación de precios para datos. Fuente: Elaboración propia.

La última fase ha consistido en seleccionar las variables a las que se les iba a asignar un precio. Al respecto, es importante resaltar que debido a los acuerdos de confidencialidad firmados con la cooperativa no se podrá mostrar el conjunto de variables a los que se ha tenido acceso. Así, se ha realizado una encuesta de valoración de las mismas variables basada en la escala Likert (1-7), definida por Allen y Seaman (2007) como un método habitual para la realización de encuestas de valoración.

Para el análisis de la literatura científica se ha llevado a cabo una revisión sistemática de las investigaciones científicas, definida por Mengist (2020, p.1) como “un proceso que permite recopilar pruebas pertinentes sobre un tema determinado, ajustándose a los criterios de elegibilidad previamente especificados y dando respuesta a las preguntas de investigación formuladas”. En la Tabla 8 se recoge, además del tema, las lagunas científicas, los objetivos y las preguntas de investigación, un resumen de la metodología utilizada en los capítulos 3, 4 y 5.

	Capítulo 3 (Estudio 1)	Capítulo 4 (Estudio 2)	Capítulo 5 (Estudio 3)
Tema	I40, digitalización y servitización.	Ciclo de vida del dato industrial.	Servicios digitales y monetización de datos industriales.
Laguna científica	Falta investigar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distintos tamaños (PYMES y Grandes Empresas) y origen.	Falta analizar y comparar los modelos del ciclo de vida del dato en el ámbito industrial.	Falta profundizar en los mecanismos cuantitativos para asignar un precio a los servicios posventa basados en datos industriales.
Objetivos	Analizar el impacto de la I40 y la digitalización en empresas de distinto tamaño (PYMES y Grandes Empresas) y origen.	Analizar los rasgos más característicos de los modelos del ciclo de vida del dato industrial.	Desarrollar un marco conceptual y proponer un modelo de asignación de precios para datos industriales.
Preguntas de investigación	¿Cómo influyen la I40 y la digitalización en las PYMES y Grandes Empresas de Alemania y República Checa?	¿Qué características tienen los modelos del DLC?	¿Cómo se define el modelo de precios para monetizar los servicios basados en datos industriales?
Metodología	PRISMA. Cualitativa.	PRISMA.	PRISMA. Mixta.
Contribución científica	Estudio comparativo sobre empresas de distintos tamaños y de distintos países.	Estudio comparativo sobre el ciclo de vida del dato industrial.	Modelo de asignación de precios.

Tabla 8. Resumen de las investigaciones realizadas. Fuente: Elaboración propia.

1.6 Referencias bibliográficas

Allen, I. E., & Seaman, C. A. (2007). Likert scales and data analyses. *Quality progress*, 40(7), 64-65.

Andrews, D., Dmitrijeva, J., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2018). Snakes and ladders in servitization: using a game to capture inhibitors and enablers of transformation. *Research-Technology Management*, 61(6),37-47, doi: <https://doi.org/10.1080/08956308.2018.1516930>

Baines, T. S., Lightfoot, H. W., Benedettini, O., & Kay, J. M. (2009). The servitization of manufacturing: A review of literature and reflection on future challenges. *Journal of manufacturing technology management*, doi: <https://doi.org/10.1108/17410380910960984>

Ball, A. (2012). *Review of data management lifecycle models*. University of Bath, IDMRC.

Belvedere, V., Grando, A., Bielli, P. (2013). A Quantitative Investigation of the Role of Information and Communication Technologies in the Implementation of a Product-Service System. *International Journal of Production Research* 51 (2), 410-26, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.648278>

Berndtsson, M., Forsberg, D., Stein, D., & Svahn, T. (2018). Becoming a data-driven organisation, in Proceedings of the 26th European Conference on Information Systems,doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2018_rip/43.

Bin, M., & Hui, G. (2021). A systematic review of factors influencing digital transformation of SMEs. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(11), 1673-1686.

Brettel, M., Friederichsen, N., Keller, M., & Rosenberg, M. (2014). How virtualization, decentralization and network building change the manufacturing landscape: An Industry 4.0 Perspective. *International Journal of Information and Communication Engineering*, 8(1), 37-44.

Calabrese, A., Levialdi Ghiron, N., Tiburzi, L., Baines, T., & Ziaee Bigdeli, A. (2019). The measurement of degree of servitization: literature review and recommendations. *Production Planning & Control*, 30(13), 1118-1135, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1592260>

Carnero, M.C. & González-Prida, V. (2016). Optimum Decision Making in Asset management, IGI-Global.

Carriere-Swallow, M. Y., & Haksar, M. V. (2019). *The economics and implications of data: an integrated perspective*. International Monetary Fund.

Cobo, M., López-Herrera, A., Herrera-Viedma, E. & Herrera, F. (2011). An approach for detecting, quantifying and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the Fuzzy sets Theory field. *Journal of Informetrics* 5(1), 146-166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.10.002>

Comisión Europea (2022). Digital Economy and Society Index (DESI) 2022.

Comisión Europea (2022). Digital Markets Act. Publication Office of the European Union.

Comisión Europea (2022). Digital Services Act. Publication Office of the European Union.

Comisión Europea (2022). European Data Act: The path to the digital decade. Publication Office of the European Union.

Coreynen, W., Matthyssens, P., & Van Bockhaven, W. (2017). Boosting servitization through digitization: Pathways and dynamic resource configurations for manufacturers. *Industrial Marketing Management*, 60(1), 42-53, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.04.012>

Crespo, A. (2007). *The maintenance management framework: models and methods for complex systems maintenance*. Springer Science & Business Media.

Cusumano, M. A., Kahl, S. J., & Suarez, F. F. (2015). Services, industry evolution, and the competitive strategies of product firms. *Strategic management journal*, 36(4), 559-575, doi: <https://doi.org/10.1002/smj.2235>

Daisy Valle, E., Dalenogare, L. S., Le Dain, M. A., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2019). The role of digital capabilities for digital product-service-systems development. In *Proceedings of 2019 Spring Servitization Conference*, 131-139.

Dalenogare, L. S., Le Dain, M. A., Ayala, N. F., Pezzotta, G., & Frank, A. G. (2023). Building digital servitization ecosystems: An analysis of inter-firm collaboration types and social exchange mechanisms among actors. *Technovation*, 124, 102756, doi: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102756>

Echchakoui, S., & Barka, N. (2020). Industry 4.0 and its impact in plastics industry: A literature review. *Journal of Industrial Information Integration*, 20, 100172, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100172>

Ennis, C., Barnett, N., De Cesare, S., & Lander, R. (2018). A conceptual framework for servitization in Industry 4.0: Distilling directions for future research.

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2021). A novel approach for big data monetization as a service. In *Advances on Smart and Soft Computing: Proceedings of ICAC In 2020*, 153-165,

doi: https://doi.org/10.1007/978-981-15-6048-4_14

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., Amine, A. (2020). Big Data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1–22, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0281-5>

Fundación Telefónica (2018). Economía de los Datos Riqueza 4.0. Ariel

Gobierno Vasco (2021). Estrategia para la Transformación Digital de Euskadi 2025.

Horvat, D., Kroll, H., Jäger, A. (2019). Researching the Effects of Automation and Digitalization on Manufacturing Companies' Productivity in the Early Stage of Industry 4.0, *Procedia Manufacturing*, 886-893, doi: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.401>

Hunke, Fabian, y Christian Engel. (2018). Utilizing Data and Analytics to Advance Service: Towards Enabling Organizations to Successfully Ride the Next Wave of Servitization. En *Lecture Notes in Business Information Processing*, 331, 219-31. Springer Verlag, 2018, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00713-3_17

Instituto de Estudios Económicos. (2022). El impacto económico del sector de datos en España: Una propuesta de cuantificación. *Revista del IEE*, 2(2022).

Khanra, S., Dhir, A., Parida, V., & Kohtamäki, M. (2021). Servitization research: A review and bibliometric analysis of past achievements and future promises. *Journal of Business Research*, 131, 151–166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.056>

Kohtamäki, M., & Rabetino, R. (2019). Depicting the process towards digital servitization. The 8th Proceedings Spring Servitization Conference, Linköping University, Sweden.

Lerch, C., & Gotsch, M. (2015). Digitalized product-service systems in manufacturing firms: A case study analysis. *Research-technology management*, 58(5), 45–52, doi: <https://doi.org/10.1108/JEIM-09-2019-0267>.

Lim, C., Kim, K.H., Kim, M. J., Heo, J. Y., Kim, K. J., & Maglio, P. P. (2018). From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in informationintensive services. *Int. J. Inf. Manag.* 39, 121–135, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.007>

Linde, L., Frishammar, J., & Parida, V. (2021). Revenue models for digital servitization: a value capture framework for designing, developing, and scaling digital services. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70 (1), 82-97, doi: [10.1109/TEM.2021.3053386](https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3053386)

Lu, Y. (2017). Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues. *Journal of industrial information integration* 6, 1-10, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jii.2017.04.005>

Martin, P. C. G., Schroeder, A., & Bigdeli, A. Z. (2019). The value architecture of servitization: Expanding the research scope. *Journal of Business Research*, 104, 438-449, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.04.010>

Mehta, S., Dawande, M., Janakiraman, G., & Mookerjee, V. (2021). How to sell a data set? Pricing policies for data monetization. *Inf. Syst. Res.* 32 (4), 1281–1297, doi: <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1027>

Mengist, W., Soromessa, T., & Legese, G. (2020). Method for conducting systematic literature review and meta-analysis for environmental science research. *MethodsX*, 7, doi: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.100777>

Monteiro, D., Monteiro, L., Ferraz, F., & Meira, S. (2020). Big data monetization: Discoveries from a systematic literature review, in Proceedings of the Ninth International Conference on Data Analytics.9

Moody, D. L., & Walsh, P. (1999). Measuring the Value Of Information-An Asset Valuation Approach. In *ECIS*, 496-512.

Müller, J. M., Buliga, O., & Voigt, K. I. (2018). Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 132, 2–17, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.019>

Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data monetization: Lessons from a retailer's journey. *MIS Q. Exec.* 12 (4), doi: <https://aisel.aisnet.org/misqe/vol12/iss4/4>.

Nanry, J., Narayanan, S., & Rasse, L. (2015). Digitizing the value chain. *McKinsey Quarterly*, 3(1).

Nwaiwu, F., Duduci, M., Chromjakova, F., & Otekhile, C. A. F. (2020). Industry 4.0 concepts within the Czech SME manufacturing sector: an empirical assessment of critical success factors. *Business: Theory and Practice*, 21(1), 58-70, doi: <https://doi.org/10.3846/btp.2020.10712>

ONTSI (2021). Informe sobre la digitalización de las PYMES: una visión por sectores, doi: [10.30923/094-21-064-1](https://doi.org/10.30923/094-21-064-1)

ONTSI (2022). Uso de tecnologías digitales por empresas en España,doi: [10.30923/094-22-006-6](https://doi.org/10.30923/094-22-006-6).

ONTSI (2023). Tecnologías digitales en la empresa.

Page, M. J., Moher, D., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & McKenzie, J. E. (2021). PRISMA 2020 explanation and elaboration: updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews. *bmj*, 372, doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.n160>

Panorama de la industria vasca (Eustat, 2022).

Panorama de la industria vasca (Eustat, 2023).

Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., & Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. *Commun. Assoc. Inf. Syst.* 47, 25–49, doi: <https://doi.org/10.17705/1CAIS.04702>

Paschou, T., Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Saccani, N. (2020). Digital servitization in manufacturing: A systematic literature review and research agenda. *Industrial Marketing Management*, 89, 278-292, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.012>

Pirola, F., Boucher, X., Wiesner, S., & Pezzotta, G. (2020). Digital technologies in product-service systems: a literature review and a research agenda. *Computers in Industry*, 123, 103301, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103301>

Rahul, K., & Banyal, R. K. (2020). Data life cycle management in big data analytics. *Procedia Computer Science*, 173, 364-371, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.042>

Rapaccini, M. (2015): Pricing strategies of service offerings in manufacturing companies: a literature review and empirical investigation, *Production Planning & Control: The Management of Operations*, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2015.1033495>

Rayport, J. F., & Sviokla, J. J. (1995). Exploiting the virtual value chain. *Harv. Bus. Rev.* 73 (6), 75, doi: <https://hbr.org/1995/11/exploiting-the-virtual-value-chain>.

Sabharwal, R., & Miah, S. J. (2021). A new theoretical understanding of big data analytics capabilities in organizations: a thematic analysis. *Journal of Big Data*, 8(1), 1-17.

Schroeder, A., Naik, P., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2020). Digitally enabled advanced services: A socio-technical perspective on the role of the internet of things (IoT). *Int. J. Operations Prod. Manag.* 40 (7/8), 1243–1268, doi: <https://doi.org/10.1108/IJOPM-03-2020-0131>

Schüritz, R., & Satzger, G. (2016). Patterns of data-infused business model innovation. In *2016 IEEE 18th Conference on Business Informatics*, 1, 133-142. IEEE, doi:[10.1109/CBI.2016.23](https://doi.org/10.1109/CBI.2016.23)

Schüritz, R., Seebacher, S., & Dorner, R. (2017). Capturing value from data: Revenue models for data-driven services. In *Proceedings of the 50th Hawaii international conference on system sciences*, 10, doi:<http://hdl.handle.net/10125/41810>

Sklyar, A., Kowalkowski, C., Tronvoll, B., & Sörhammar, D. (2019). Organizing for digital servitization: A service ecosystem perspective. *Journal of Business Research*, 104, 450-460, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.02.012>

Stickdorn, M., & Schwarzenberger, K. (2016). Service design in tourism. *Entrepreneurship und Tourismus: Unternehmerisches Denken und Erfolgskonzepte aus der Praxis*, 261.

Veile, J.W., Kiel, D., Müller, J.M. & Voigt, K.-I. (2020). Lessons learned from Industry 4.0 implementation in the German manufacturing industry. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31 (5), 977-997, doi:<https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0270>

Wellsandt, S., Nabati, E.: Wuest, T., Hribernik, K. A., Thoben, K. D. (2016). A survey of product lifecycle models: towards complex products and service offers. *International Journal of Product Lifecycle Management* 2016, 9(4), 353-390, doi:<https://doi.org/10.1504/IJPLM.2016.080985>

Witell, L., & Löfgren, M. (2013). From service for free to service for fee: Business model innovation in manufacturing firms. *J. Serv. Manag.* 24 (5), 520–533, doi:<https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2013-0103>

Yu, H., & Zhang, M. (2017). Data pricing strategy based on data quality. *Comput. Industrial Eng.* 112, 1–10, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.08.008>

Zhang, M., & Beltrán, F. (2020). A survey of data pricing methods. *SSRN J.*, doi:<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3609120>



CAPÍTULO II
Marco teórico

Capítulo II. Marco Teórico

En el segundo capítulo de esta tesis doctoral se definen y se desarrollan los conceptos clave y el marco teórico, prestando especial atención a conceptos como la I40 y el IoT, la servitización (digital), los datos, el Big Data y los modelos de negocio digitales basados en datos. Al mismo tiempo, se analizan el ciclo de vida de los datos y los modelos que se utilizan para asignarles un precio.

2.1 Marco teórico

El trabajo tiene dos pilares fundamentales: la I40 y la servitización. El primero de estos conceptos está relacionado con el IoT, que posibilita la obtención de los datos, mientras que el segundo entronca con el desarrollo y oferta de los servicios digitales (Lenka et al., 2017). A su vez, todos ellos tienen en común los datos (Zambetti et al. (2021), que pueden ser analizados, por lo menos, desde dos puntos de vista: el mecatrónico y el económico. Para el primero de ellos, los datos son un conjunto de caracteres que sí contienen un valor (Otto, 2015), ya que para su generación la corriente eléctrica ha tenido que ser transformada por los sensores. En cambio, para la visión económica los datos no contienen ningún valor (Global System for Mobile Communication Association, 2018; Fundación Telefónica, 2018; Gobierno Vasco, 2021), ya que las ganancias se consiguen cuando se transforman en información. Para ello, es necesario identificar y comprender las distintas etapas existentes durante todo el ciclo de vida de los datos (Ball, 2012), además de desarrollar un tratamiento estadístico de los mismos (Bulger et al., 2014). Finalmente, se identifican los modelos de asignación de precios para datos.

Teniendo en cuenta lo anterior, en la Figura 3 se presenta la estructura del marco teórico, que sirve para identificar y articular los distintos apartados del mismo, además de dotarlo del rigor académico necesario para la tesis doctoral. Los conceptos que sustentan el marco teórico, i.e. Big Data, ciclo de vida del dato y del producto, datos, I40, IoT, modelos de negocio, modelos de precios para datos, MD, servitización, servitización digital y sistema del servicio del producto, se identifican y se describen en la Tabla 9.

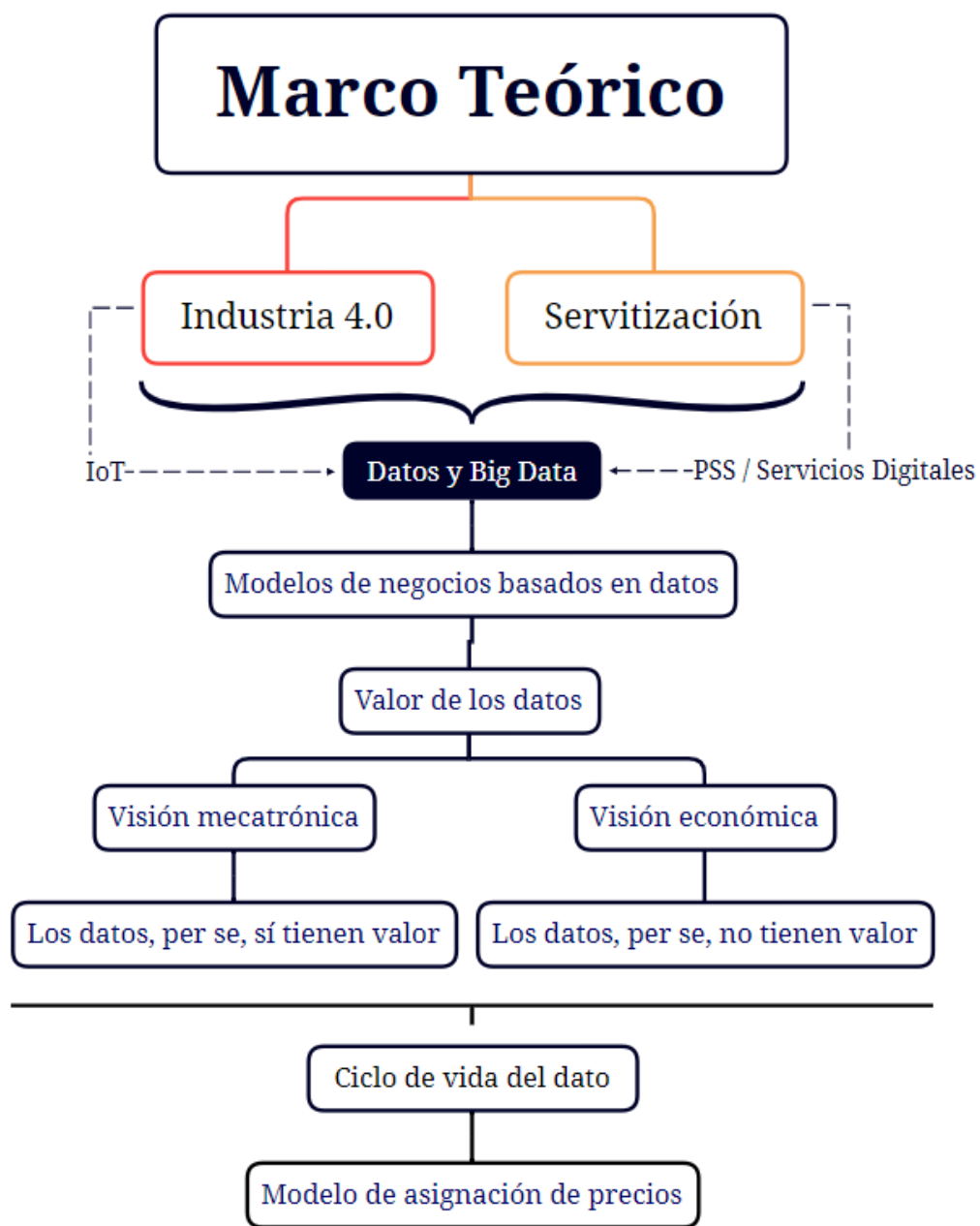


Figura 3. Marco teórico de la tesis doctoral. Fuente: Elaboración propia.

Concepto	Autor	Definición
Big Data	NESSI (2012)	El término abarca el uso de técnicas para capturar, procesar, analizar y visualizar un conjunto de datos potencialmente grandes en un período de tiempo razonable al que no pueden acceder las tecnologías de TI estándar. Por extensión, la plataforma, las herramientas y el software utilizados para este propósito se denominan colectivamente “tecnologías Big Data”.
Ciclo de vida del dato	Ball (2012)	Estructura que identifica las distintas operaciones que se realizan durante la vida del dato.
Ciclo de vida del producto	Stark (2011)	Actividad empresarial de gestionar, de la manera más eficaz, los productos de una empresa a lo largo de su ciclo de vida.
Datos	Parvinen et al. (2020)	Activo inmaterial.
I40	Hozdić (2015)	La I40 busca integrar máquinas, factores humanos y líneas de producción dentro de las organizaciones, además de compartir la información en tiempo real.
Internet de las Cosas	Hozdić (2015)	La red ubicua y global que ayuda a integrar el mundo físico a través de la obtención, procesamiento y análisis de los datos generados por la sensorica.
Modelos de negocios	Business dictionary in (Härting et al., 2018).	Descripción de métodos y conceptos que una empresa utiliza para conseguir los ingresos estimados.
Modelo de precios para los datos	Pei (2020)	La asignación de un precio por el cual el dato pueda ser vendido o comprador.
Monetización de Datos	Woroch y Strobel (2022)	El concepto abarca la creación de valor a través del uso de los datos, considerando su diseño y la implementación de modelos de ingresos apropiados.
Servitización	Baines et al. (2009)	El concepto hace referencia a la innovación de las capacidades y procesos de una organización para pasar de vender productos a vender productos y servicios integrados que aporten valor de uso.
Servitización digital	Favoretto et al. (2022)	El concepto describe el uso de las tecnologías digitales en el proceso y oferta de la servitización.
Sistema del Servicio del Producto	Baines et al. (2007)	El concepto hace mención a un caso concreto de la servitización en el que se combinan e integran productos y servicios.

Tabla 9. Listado de conceptos clave. Fuente: Elaboración propia.

En el siguiente apartado se desarrollan dichos conceptos según la estructura del marco teórico de la tesis doctoral.

2.2 I40 e IoT

La I40 surgió en el año 2011 en el marco de la iniciativa lanzada en 2011 por el Grupo de Promotores de Comunicación de la Alianza de Investigación Industria-Ciencia, perteneciente al Ministerio Federal de Educación e Investigación de Alemania (Klitou et al., 2017). Según Scheer (2015) entre el grupo de investigadores que acuñaron el término se encuentran los profesores Henning Kagermann, Wolfgang Wahlster y Wolf-Dieter Lukas. La I40 busca integrar máquinas, factores humanos y líneas de producción dentro de las organizaciones, además de compartir la información en tiempo real (Hozdić, 2015). Así, las relaciones existentes con la servitización son analizadas por Frank et al. (2019) a través de un marco conceptual, integrando una lógica de innovación empresarial en la que existen e interactúan distintos niveles de digitalización junto con el proceso de servicios. En paralelo, Tronvoll et al., (2020) analiza las transformaciones y los retos organizacionales que plantea el proceso de la digitalización de los servicios para las empresas manufactureras, mientras que varias investigaciones de McKinsey (2015;2016) investigan los aspectos más relevantes de la I40 en relación con las palancas necesarias para la creación de valor. Su desarrollo se recoge en la Figura 4 y como se puede observar los factores claves para ello tienen que ver con los servicios posventa, los recursos y procedimiento de la empresa, el uso que se hace de los activos, la mano de obra y las existencias, elementos de calidad, la relación oferta-demanda y finalmente, los plazos de lanzamiento.

The McKinsey Digital Compass maps Industry 4.0 levers to the 8 main value drivers.

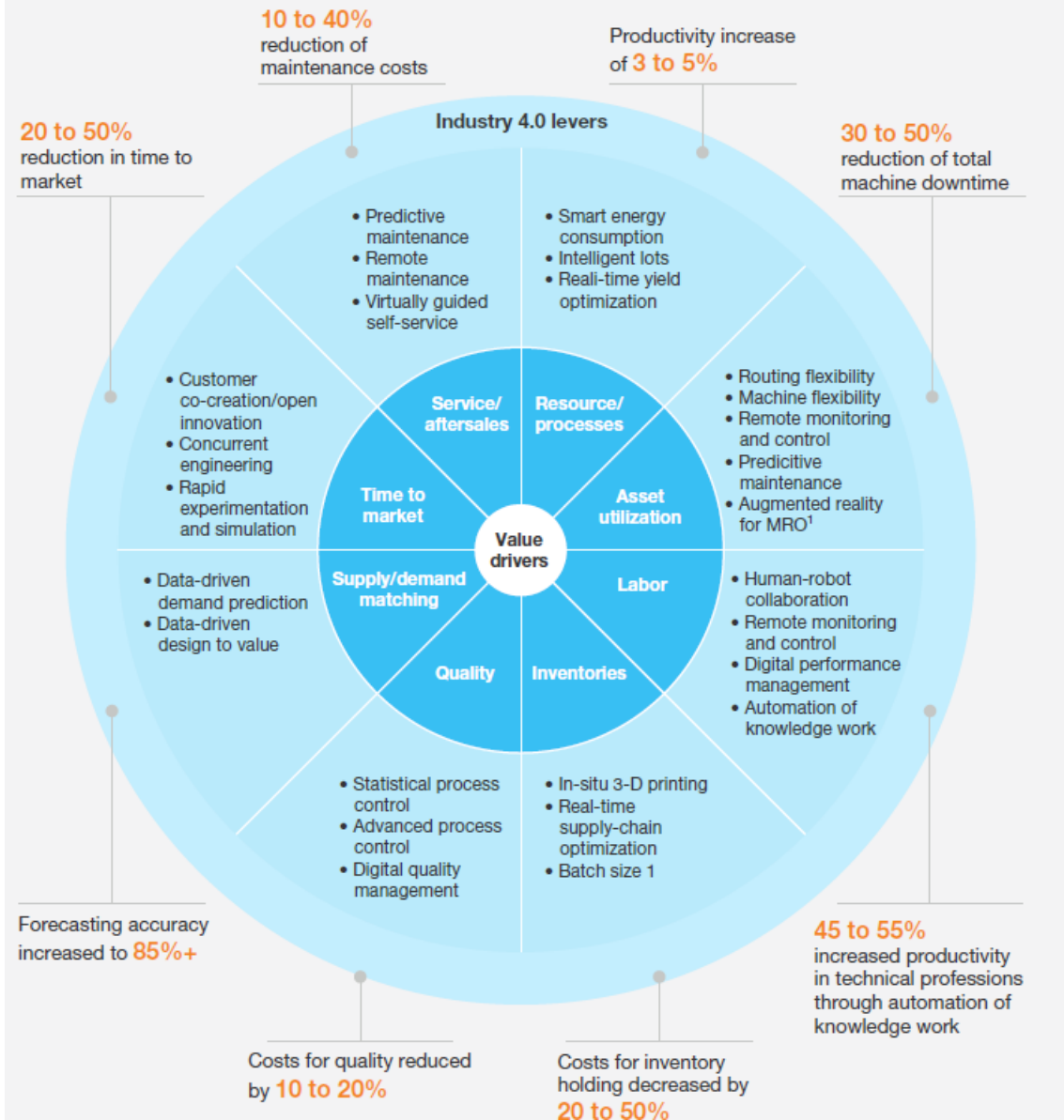


Figura 4. Palancas de valor de la I40. Fuente: Caylar et al. (2016, p.1).

En el caso de Okano (2017) se analiza la relación entre la I40 y el IoT en el marco industrial y los servicios, mientras que Mourtzis et al. (2016) investiga los sensores integrados en las soluciones basadas en la nube, la gestión empresarial y las máquinas-herramienta. Otros, como Mosterman y Zander (2016), Roblek et al. (2016) y Ménnière et al., 2017 se centran en los conceptos y tecnologías clave, que incluyen la computación en la nube y el Internet de los servicios y los Sistemas Ciber-Físicos (SCF). Baheti y Gill (2011) los definen como las tecnologías para gestionar sistemas interconectados entre sus activos físicos y sus capacidades informáticas. Así, Lee et al. (2015), desarrollan, tal y como muestra la Figura 5, una arquitectura de 5 niveles para su posterior aplicación en entornos industriales. Así, el primero de esos niveles hace mención a las “conexiones inteligentes” que buscan producir, enviar y almacenar datos precisos en el menor tiempo posible, lo cual requiere crear entorno de sensores eficientes. El siguiente nivel consiste en transformar los datos obtenidos en información veraz. Gracias a ello, se pueden realizar análisis, predicciones e inferencias relacionadas con la producción. El tercero de ellos es el peldaño “ciber” que sirve para recopilar los datos, la información y los cálculos que se realizan a través de ellos en un mismo entorno digital, gracias al cual se podrán plantear nuevas propuestas de mejora en el conjunto del sistema. El cuarto nivel es el llamado “cognition” que consiste en implementar dichas propuestas de mejora y monitorizarlas, mientras que la quinta es la de conseguir que las propias máquinas puedan ser programadas para que tomen las decisiones más adecuadas.

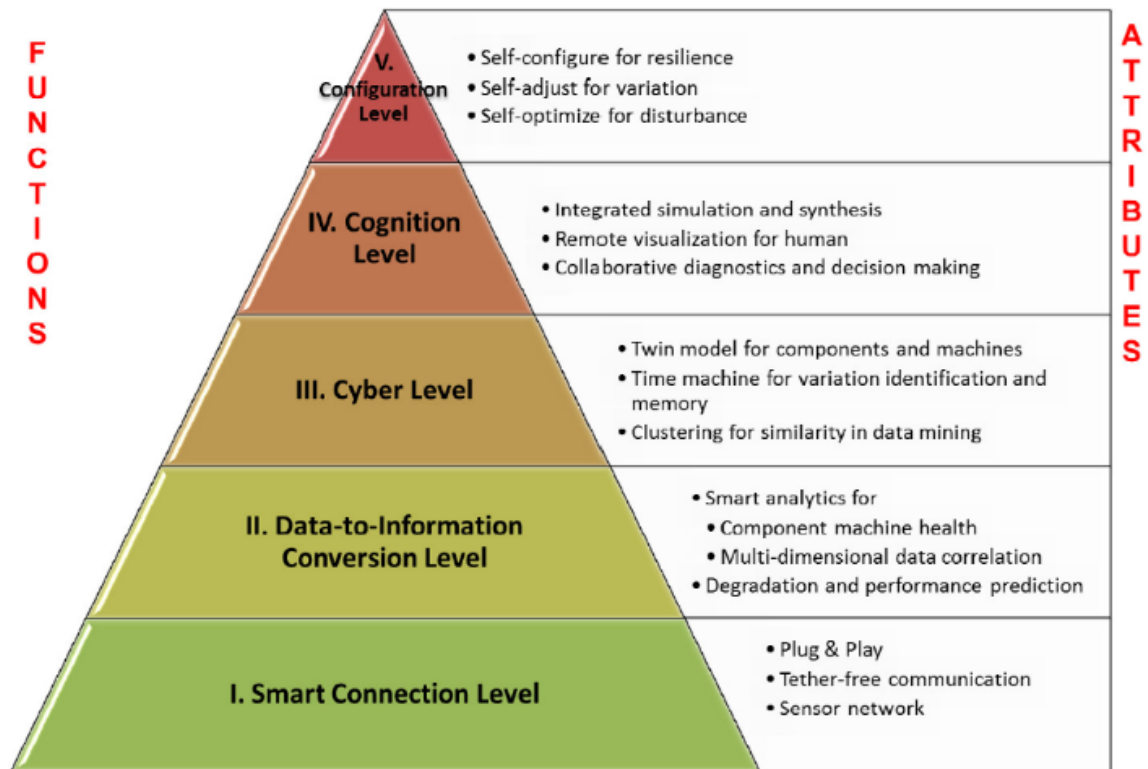


Figura 5. Esquema descriptivo sobre la implementación de los SCF. Fuente: Lee et al. (2015, p.2).

En la misma línea de investigación Piloni (2018) muestra los retos tanto tecnológicos como empresariales que lleva consigo la I40, además de detallar la relevancia tecnológica de los SCF, el IoT, el cloud computing y el Big Data. Así, para la implantación de las mencionadas técnicas de gestión de datos la autora identifica las siguientes tres fuentes:

1. La monitorización de activos utilizados por la industria para conseguir la producción que deseada. La toma de datos se produce a través de la sensorica que llevan incorporada y puede ser estática o de movilidad reducida.
2. La monitorización de los trabajadores para medir su producción y su geolocalización.

3. La valoración de los trabajadores y de los clientes, que se obtienen recopilando sus sugerencias, opiniones y respuestas a posibles consultas.

Al mismo tiempo, Nicolescu et al. (2018) analizan el valor derivado del IoT desde tres ópticas distintas, que son (1) la social, i.e. diversidad e inclusión, cambios en el mercado de trabajo y los límites sociales del desarrollo tecnológico; (2) la económica, i.e. coste y paradoja de la productividad, creación de valor, estrategia y escasez de modelos de negocio; y (3) la técnica, i.e. diseño de una estructura de IoT, las dificultades con los softwares para la IoT, la seguridad y la privacidad. En el caso de Ehret y Wirtz (2017) se centra más en los aspectos relacionados con la propuesta de valor, los mecanismos de su captura, la red y la comunicación. Así, Rymaszewska et al. (2017) estudian la relación que tienen el IoT y la I40 con la servitización, mientras que Schroeder et al. (2020) investigan tanto los aspectos positivos como negativos del IoT en los servicios avanzados de los fabricantes. En el caso de Suppatvech et al. (2019) se estudia la relación que existe entre los modelos de negocio que el IoT ofrece acerca de la servitización. Con el fin de comprender las características propias de la servitización en el siguiente apartado se presenta el correspondiente estudio de la literatura científica.

2.3 Servitización, servitización digital y modelos de negocio digitales

El término servitización fue planteado por primera vez por Vandermerwe y Rada (1988), quienes detallaron los retos que plantea dicho proceso en la gestión de las organizaciones, además de las oportunidades para generar nuevos ingresos. Para Baines y Lightfoot (2014) dicha transformación ofrece la posibilidad de aumentar el beneficio anual entre un 5-10% y reducir los costes entre un 25-30 % (Baines y Lightfoot, 2014), mientras que Ulaga y Reinartz (2011) recalcan la importancia de saber combinar los productos con los servicios, elemento que denominan “oferta híbrida”. Además, esos mismos autores identifican cuatro palancas, que están relacionadas con el desarrollo del producto, los datos, las ventas y la propia estructura interna de las empresas. En la misma línea de

investigación, Reinartz y Ulaga (2008) plantean cuatro pasos para que las empresas puedan desarrollar nuevas capacidades de servitización, que están relacionadas con la rentabilidad de los servicios, y los distintos aspectos de la cultura organizativa. Para medir el grado de servitización de las empresas, Bigdeli et al. (2018) muestran criterios financieros y organizacionales, así como aspectos que atañen al cliente y a la capacidad innovadora de la empresa.

Uno de esos aspectos innovadores es la manera en la que se pueden desarrollar modelos de negocios basados en los productos-servicios industriales. Concretamente, Parida et al. (2014), analizan cuatro de ellos, i.e. servicios básicos, de mantenimiento, de investigación y desarrollo, así como servicios funcionales, mientras que Castellano-Fernández y Lopez-Odriozola (2020) se centra en los servicios de mantenimiento postventa para realizar una gestión eficaz y eficiente. Algunas de las ventajas de las estrategias de servicios son detalladas por Baines et al. (2013, p.11) en la Figura 6, donde aparecen cuatro elementos clave: los clientes, los proveedores y las mejoras del negocio, i.e. eficiencia, reducción de costes y predicción (estrategia defensiva) y competitividad y crecimiento (estrategia ofensiva).

	Customers	Providers (OEMs)
Defensive Improvements in business efficiencies, cost savings and predictability	<p>Improved financial, risk and asset management, through:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Initial cost savings • On-going cost reduction • Transfer of fixed costs into predictable variable costs • Improved asset security • Improved asset reliability <p>Also:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Improvements in safety • Environmental improvements (e.g. energy cost/legislation) • Organisational change 	<p>Improved commercial viability through:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Response to customer demand • Competitor lock-out • Smooth revenue streams • Response to legislation • Product life-cycle extension
Offensive Improvements in business competitiveness, focus and growth	<p>Improved focus, investment and performance, through:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Focus on core competences • Higher capital investment • Advanced technology adoption and access to associated skills <p>Also:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Improved service quality to the end user 	<p>Improved growth through:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Greater customer intimacy • Market adoption of product innovations • Market adoption of business process innovations <p>Also:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Growth of customers • New customers • Improved product design

Figura 6. Ventajas de las estrategias basadas en servicios. Fuente: Baines y Lightfoot (2013).

Raddats et al. (2019) analizan los estudios sobre servitización realizados durante los años 2005 y 2007 a través de cuatro líneas de investigación, i.e. la gestión, el marketing, las operaciones de la propia organización y actividades que realiza la empresa. Además, señala que durante el periodo seleccionado se analizaron cinco temáticas clave: la oferta y desarrollo de los servicios, la estructura y estrategia requeridas para su puesta en marcha, la importancia del rendimiento en todo el proceso de servitización, las habilidades y capacidades de la empresa para su puesta en marcha y la manera de vender y entregar dichos servicios.

En el caso de Baines et al. (2009) se ofrece un estado del arte sobre la servitización, donde se constata la influencia de factores financieros, además de aspectos estratégicos relacionados con las ventajas competitivas y el marketing. Además, dichos autores identifican 15 temas clave sobre la servitización que se recogen en Tabla 10.

Definición y conceptos clave	Impulsores de la servitización	Casos de estudio: deductivos e inductivos	de Organización estructural
Desarrollo de la orientación hacia servicios en la industria	Factores que dificultan la adopción de las estrategias de servicios y métodos para la toma de decisiones	Valor del cliente	Factores humanos
Clasificación de servicios	Retos del cambio a los servicios	Marketing de servicios	de Apoyo tecnológico
Clasificación de la aproximación empresarial a la servitización	Pasos y metodologías para una implementación correcta de la estrategia de servicios	Diseño de servicios	de

Tabla 10. Temas clave sobre la servitización. Fuente: Elaboración propia a partir de Baines et al. (2009).

En paralelo, Kowalkowski et al. (2017) señalan que no existe un consenso generalizado sobre cómo entender la servitización, por lo que la Tabla 11, de elaboración propia, recoge algunas de las definiciones existentes sobre dicho término.

Autor	Definición
Annarelli et al. (2021)	Movimiento estratégico en el que se pasa de un enfoque exclusivamente centrado en los productos a otro en el que se integran los productos y servicios, jugando un papel más importante estos últimos (Vandermerwe y Rada, 1988).
Frank et al. (2019)	Es un proceso de transformación en el que las empresas centradas en el producto se tornan hacia sistemas de producto-servicio (Kowalkowski et al., 2017; Martínez et al., 2017).
Bigdeli et al. (2018)	Es una transformación estratégica en la que los fabricantes tradicionales de productos buscan un nuevo negocio basado en los servicios.
Baines y Lightfoot (2013)	Se pretende pasar de un modelo de negocio transaccional, en el que solo se venden productos a otro basado en las relaciones, donde priman los contratos a largo plazo, incentivados y de "pago por uso".
Baines et al. (2009)	El paso de la venta de productos a la venta de una combinación integrada de productos y servicios que aportan valor de uso. De esta manera se proporciona un mayor flujo de ingresos y márgenes de beneficio.

Tabla 11. Listado de definiciones del concepto servitización. Fuente: Elaboración propia.

Annarelli et al. (2021) investigan la servitización junto con el Sistema de Servicios del Producto (PSS), que es definido por Baines et al. (2007) como un caso concreto de la servitización en el que se combinan e integran productos y servicios. Así, Alexopoulos et al. (2018) se centra en los PSS industriales, desarrollando un marco conceptual que engloba, al mismo tiempo, el IoT y el PSS industrial. En la misma línea, Azevedo y Sholiha (2015) tratan los PSS en el sector industrial, proponiendo para su definición las siguientes siglas: IPS2. Al respecto, ofrecen un marco teórico, así como un estudio sobre las ventajas y desventajas del sistema de costes, entre los que destacan tres conceptos, que son: el Activity-based costing, el Time-Driven Activity-Based Costing y el Process-Based Costing. En el caso de Resta et al. (2015) utilizan el concepto de sistema innovador de producto-servicio, así como el de lean product-oriented product-service systems, mientras que la investigación de Bertoni et al. (2016) versa sobre la relación existente entre el PSS y el Value Driven Design. En su sentido más ecológico, Zheng et al. (2018) utilizan el concepto de Smart PSS, que es descrito como un tipo de PSS con el que se busca la satisfacción del

cliente junto con un bajo impacto medioambiental. En la misma línea de investigación Li et al. (2021) hablan de sistemas de servicios de productos inteligentes sostenibles, mientras que Lerch y Gotsch (2015) investigan los PSS a través de la digitalización de los servicios industriales, llegando a identificar tres de ellos: Smart Service Delivery, Smart Product Optimization y Digital Brain.

En paralelo, la transición creada por las tecnologías hacia una servitización digital es analizada por Paiola y Gebauer (2020), mostrando un interés por parte de las empresas manufactureras por implementar servicios inteligentes (Meierhofer et al., 2020) y estrategias de servicios digitales (Paschou et al., 2020). Así, para Agarwal et al., (2022), esto exige prestar atención a la captación del valor percibido de la oferta digital y comprender el concepto de la Servitización Digital, definida por Favoretto et al. (2022) como el uso de las tecnologías digitales en el proceso y oferta de la servitización, además proponer el marco conceptual que se recoge en la Figura 7.

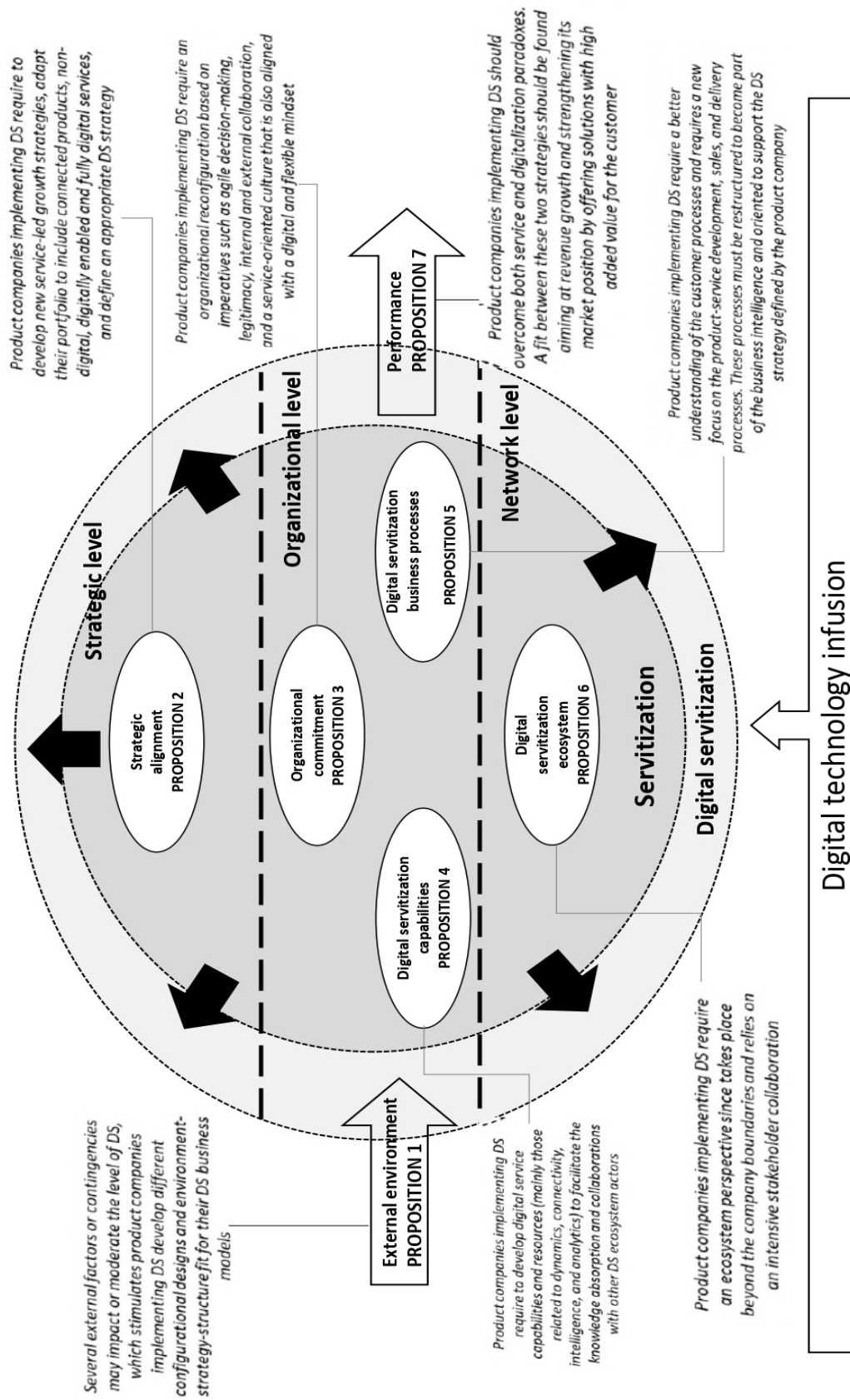


Figura 7. Marco conceptual sobre las tecnologías digitales, la servitización y la servitización digital. Fuente: Favoretto et al. (2022, p.11).

Según Etschmann et al. (2019) los datos juegan un papel fundamental en el proceso de servitización, mientras que Opresnik et al. (2013) y Lim et al. (2015) analizan la relación existente entre la economía de la información con los productos y servicios, prestando especial atención al diseño de los mismos. De este modo, en los siguientes apartados se detallan las características de los datos y el Big Data en su conjunto, para después centrarnos en su monetización.

2.4 Datos y Big Data

Tal y como mencionan algunos autores (Levitin y Redman, 1998; Boisot y Canals, 2014; Adesemowo et al., 2016) existe un debate científico sobre las definiciones, así como las que hay entre el dato, la información y el conocimiento, No en vano, en la investigación de Zins (2007) se recogen alrededor de 130 definiciones distintas. La Tabla 12 da muestra de 10 de ellas y tiene como objetivo mostrar la diversidad de acepciones existentes.

Autor	Definición	Autor	Definición
Hanafizadeh y Nik (2020)	Nueva fuente de ingresos	Global System for Mobile Communication Association (2018)	Bien de experiencia
Parvinen et al. (2020)	Activo inmaterial	Wixom y Ross (2017)	Commodity
Pei (2020)	Bien económico	Niyato et al. (2016)	Bien intangible
Yang et al. (2019)	Importante activo para las empresas	Higgins (2008)	Cualquier tipo de información digital binaria
Carrière-Swallow y Haksar (2019)	Input	Moody y Walsh (1999)	Activo empresarial estratégico

Tabla 12. Listado de definiciones del concepto dato. Fuente: Elaboración propia.

Otro aspecto importante que tiene que ver con los datos (DAMA, 2017) son los siguientes conceptos: mercado, precio, valor y monetización. En efecto, el valor de los datos se puede monetizar a través de una asignación de precios que se enmarca dentro de unas dinámicas de mercado, donde su estructura y las preferencias de la demanda juegan un papel importante. Así, en la Figura 8 se muestran las conexiones a través de investigaciones científicas, mientras que en la Tabla 13 se recogen los apartados específicos.

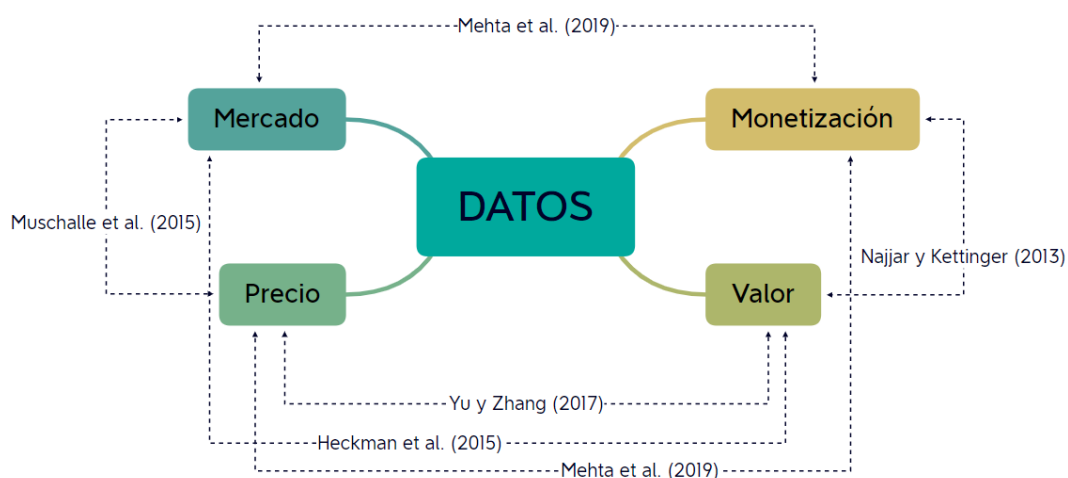


Figura 8. Relación de los datos con conceptos clave. Fuente: Elaboración propia.

Conceptos clave		Autores	Tipo de relación
Valor	Precio	Yu y Zhang (2017)	La adecuada evaluación del valor de los datos es la base para un modelo de asignación de precios riguroso y razonable.
	Mercado	Heckman et al. (2015)	El valor de mercado de los datos se realiza a través de unos factores que son difíciles de cuantificar y modelizar.
Precio	Mercado	Muschalle et al. (2012)	El precio de los datos y los servicios basados en los mismos dependen de la estructura del mercado y de las preferencias de los demandantes.
	Valor	Najjar y Kettinger (2013)	La monetización de datos se produce cuando el valor intangible

Monetization		de los datos se convierte en un valor real y pueda ser vendido.
	Precio	Mehta et al. (2021)
		En el marco de la monetización de datos, se analizan los mecanismos de optimización de precios, además de desarrollar un marco teórico útil.
	Mercado	Mehta et al. (2021)
		El negocio de la monetización de datos ha crecido significativamente durante la última década y ha creado oportunidades sin precedentes para que las empresas comercialicen los productos, mejoren sus capacidades predictivas y se dirijan a los clientes de manera precisa.

Tabla 13. Relación de conceptos clave. Fuente: Elaboración propia.

Además de lo mencionado, la disponibilidad de los datos influirá en la oferta de servicios por parte de empresa. Debido a esto, Así, Crié y Micheaux (2006), plantea las siguientes cuatro preguntas estratégicas con las que desarrollar un proyecto:

- (1) ¿Qué tipo de datos tenemos, potencialmente, disponibles?
- (2) ¿Qué tipo de datos son necesarios para conseguir el objetivo marcado?
- (3) ¿Cuáles son los datos que faltan para que se deberían tener?
- (4) ¿Qué datos van a hacer falta para responder al mercado?

Los autores también plantean la Figura 9, en la que se recogen los distintos tipos de datos existentes. Como se puede observar, en su planteamiento se recogen cuatro de ellos, que tienen que ver con una lógica cualitativa, relacionada o no con eventos y los modelados existentes.

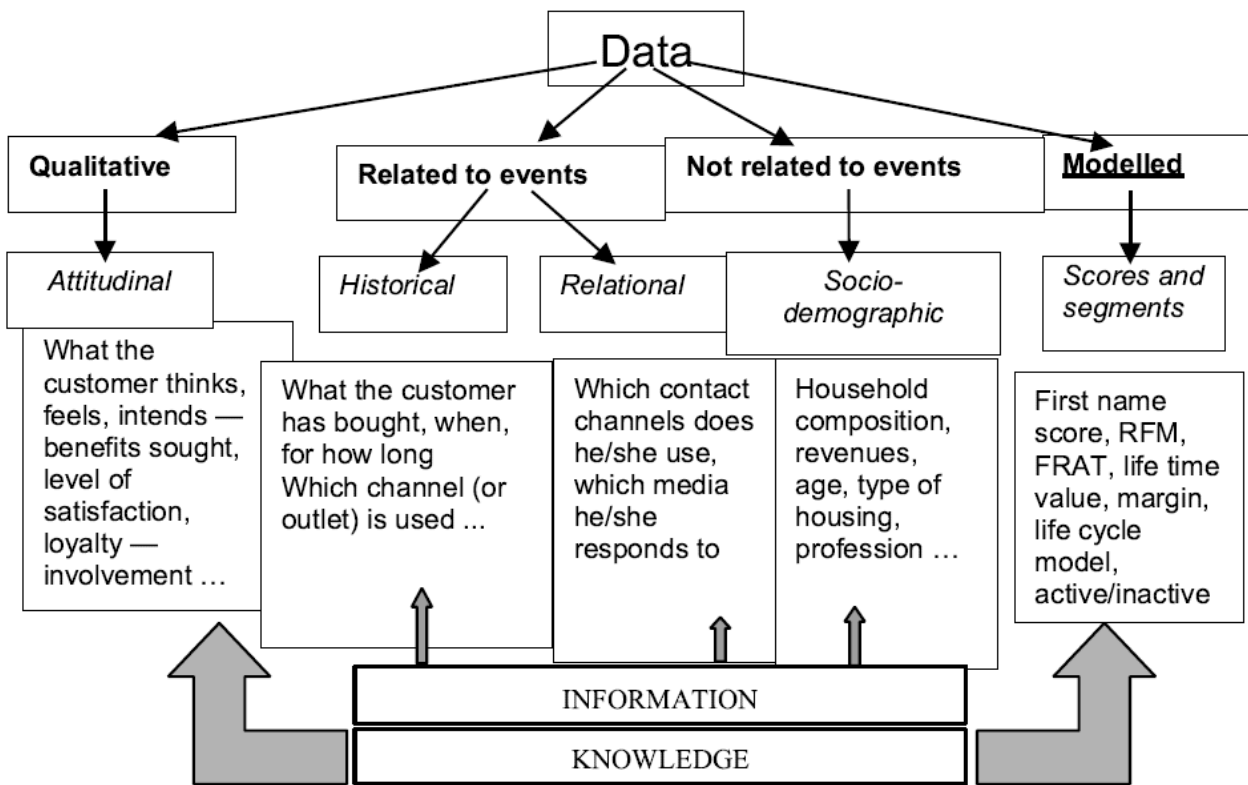


Figura 9. Tipos de datos. Fuente: Crié y Micheaux (2006, p.4).

En la misma línea, ONTSI (2023) recoge la existencia de distintas fuentes de datos utilizadas para aplicar el Big Data, tal y como se recoge en la Tabla 14. En el caso concreto de la industria, se recopilan y analizan los datos obtenidos, en su mayoría, a través de la sensórica o dispositivos inteligentes (48,4%) y los datos por geolocalización (44,9%), mientras que aquellos obtenidos por los medios sociales o terceras fuentes son los menos utilizados. Esta tendencia es distinta en el sector de los servicios y TIC, debido a las características propias de su actividad.

Sector económico	Datos de la propia empresa con sensores o dispositivos inteligentes	Datos por geolocalización a partir de dispositivos portátiles	Datos generados por medios sociales	Otras fuentes de Big Data
Total empresas*	29,9%	55,3%	48,6%	29,8%
Total Industria	48,4%	44,9%	39,2%	24,8%
Total Servicios	26,4%	56,5%	52,8%	31,7%
Total TIC	43,2%	55,1%	59,1%	49,1%

*Pymes y Grandes Empresas.

Tabla 14. Empresas que utilizan análisis de Big Data por tipo de fuente de datos. Fuente: Elaboración propia a partir de ONTSI (2023, p. 14).

En cambio, en el libro blanco de Oracle (Dijcks, 2013) se recogen tres tipos de datos, i.e. sociales, los generados en las empresas y los producidos por la sensórica, que son la base de otro concepto clave, i.e. Big Data. En el caso de Pouchard (2015) la definición no está tan relacionada con los tipos de datos, sino con las características de los mismos, i.e. volumen, variedad, velocidad y veracidad, mientras que Curry (2016) recoge en la Tabla 15 otras definiciones existentes sobre el Big Data:

Autores	Definición
Laney (2001) en Manyika et al. (2011)	El Big data es un activo de información con gran volumen, velocidad y/o variedad, que requiere de nuevas formas de procesamiento para mejorar la toma de decisiones, el descubrimiento de la información y la optimización de procesos.
Loukides (2010)	Cuando el propio tamaño de los datos se convierte en parte del problema y las técnicas tradicionales para trabajar con ellos se agotan.
Jacobs (2009)	Big Data son los datos cuyo tamaño nos obliga a mirar más allá de los métodos probados que prevalecen en ese momento.
IDC (2011)	Las tecnologías de Big Data [son] una nueva generación de tecnologías y arquitecturas diseñadas para extraer valor de forma económica tanto de una amplia variedad y volumen de datos, permitiendo la captura, el descubrimiento y/o el análisis a gran velocidad.
Wikipedia (2014)	El término hace mención a un conjunto de datos tan grande y complejo que resulta difícil de procesar con las herramientas de gestión de bases de datos disponibles o las aplicaciones tradicionales de tratamiento de datos.
Mike 2.0 (2014)	Una colección de conjuntos de datos grandes y complejos que sólo pueden procesarse con dificultad utilizando las herramientas de gestión de bases de datos disponibles.
NESSI (2012)	Big Data es un término que engloba el uso de técnicas para capturar, procesar, analizar y visualizar conjuntos de datos potencialmente grandes en un plazo razonable al que no pueden acceder las tecnologías informáticas estándar. Así, la plataforma, las herramientas y los programas informáticos utilizados con este fin se denominan colectivamente "tecnologías Big Data.
Stonebraker (2012)	Big Data puede significar gran volumen, gran velocidad o gran variedad.

Tabla 15. Listado de definiciones del concepto Big Data. Fuente: Curry (2016, p.31).

A través de dichas definiciones se constata la gran variedad y volumen de los datos que implica el concepto del Big Data, donde el procesamiento de los datos conlleva el uso de nuevas técnicas de captura, una capacidad y velocidad en el procesamiento de los mismos, así como mayores oportunidades de análisis y visualización. Todo ello habilita la posibilidad de extraer un valor económico de los datos, además de mejorar la toma de decisiones.

2.5 Modelos de negocio y valor de los datos

Las distintas definiciones existentes dan pie a que las empresas puedan comprender mejor la problemática de los datos y el Big Data. Así, Bulger et al. (2014) y Kohtamäki et al. (2020) se centran en los retos y oportunidades que plantea el Big Data en los modelos de negocio basados en dato, mientras que el estudio de Opresnik y Taisch (2015) se centra en la relación entre el uso del Big Data y la servitización. Recogido en la Figura 10, su investigación muestra dos fases de la servitización, en las que se genera y se explota el Big Data, además de clasificar la analítica de los datos, i.e. virtualización del dato, su intercambio y posterior organización y finalmente, la informatización, que facilita la venta de los servicios digitales.

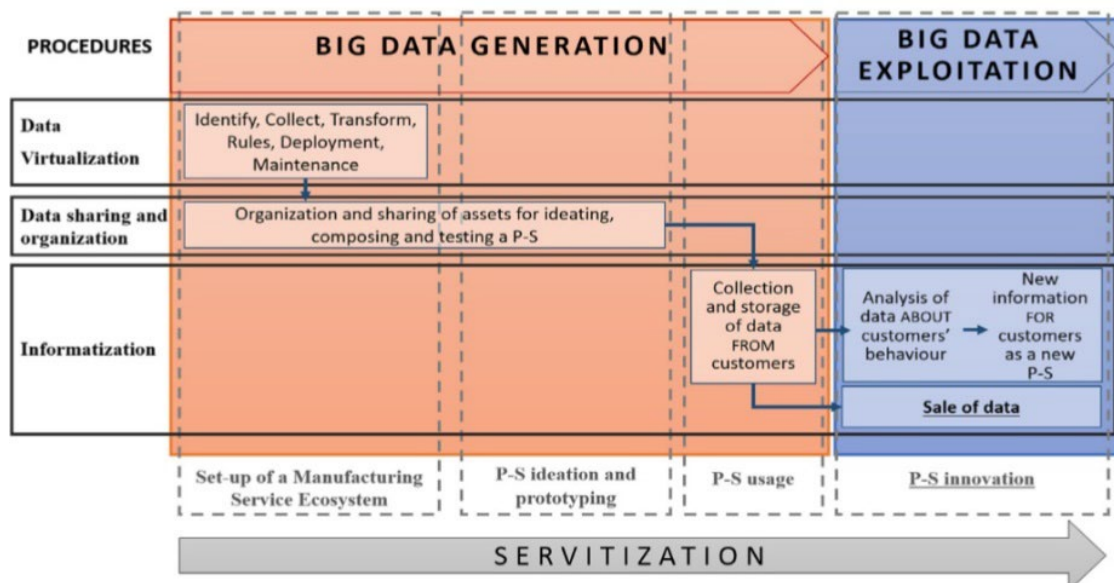


Figura 10. Relación entre Big Data y servitización. Fuente: Opresnik y Taisch (2015, p.5).

Como se puede observar en la Figura 10, se identifican dos grandes bloques, que tienen que ver con la generación y la explotación del Big Data. En el primero de ellos se encuentran tres apartados: la configuración o la puesta en marcha de un ecosistema de servicios manufactureros, la definición del sistema de productos y su posterior uso. En cambio, en el segundo de ellos se plantea la innovación del producto-servicio. En paralelo, existen otros tres elementos que son transversales a los dos bloques, que hacen mención a la virtualización de los datos, el intercambio de los mismos y el proceso de informatización. En la Figura 11 se recoge la investigación propuesta realizada por Zheng et al. (2013), donde se identifican y se clasifican las diferencias entre el Big Data como servicio y los servicios basados en el Big Data.

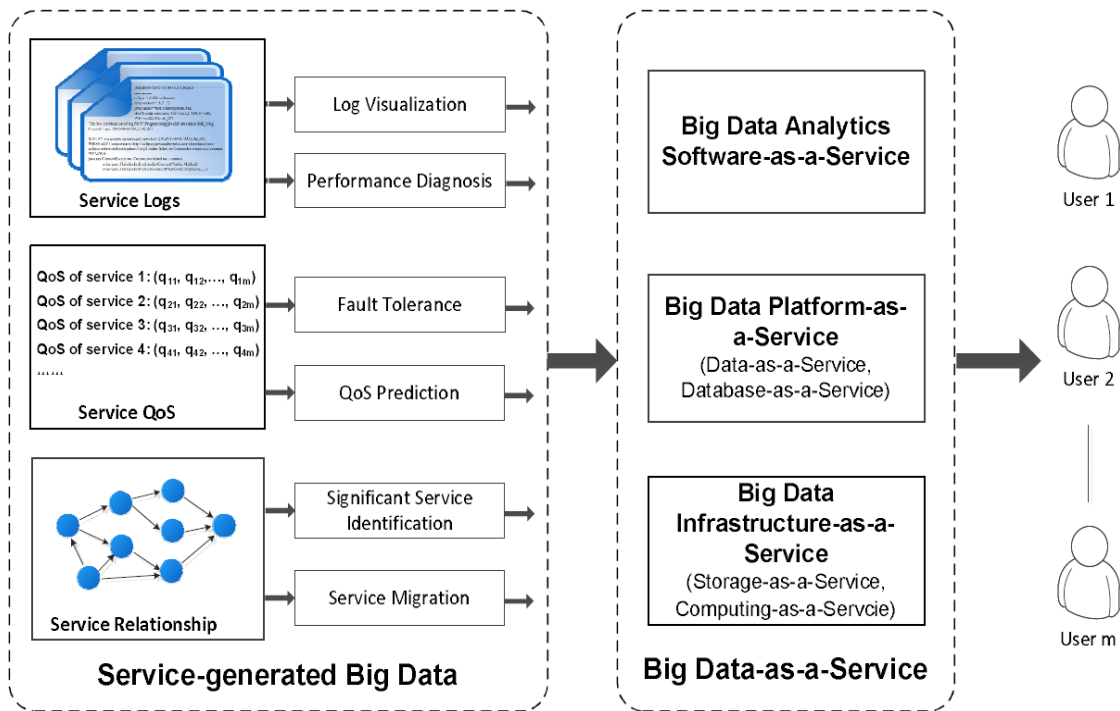


Figura 11. Descripción de los servicios basados en el Big Data y el Big Data como servicio.

Fuente: Zheng et al. (2013, p.2).

Así, los autores dividen en dos bloques los modelos de negocio derivados del Big Data como servicio: (1) los propietarios de los datos llegan a almacenarlos, gestionarlos, analizarlos y ofrecer una Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) a los usuarios, así como su análisis; (2) debido a los costes exigidos o a la falta de conocimiento el procesamiento de los mismos es transferido a una tercera compañía, otorgándole la posibilidad de generar valor, además de ofrecerles unos servicios contratados. En el caso de Hartmann et al. (2016) desarrollan una taxonomía sobre los modelos de negocios basados en datos, realizando una investigación sobre 100 Start-Ups de las cuales se desprende un esquema de seis dimensiones y 35 características, recogidas en la Figura 12.

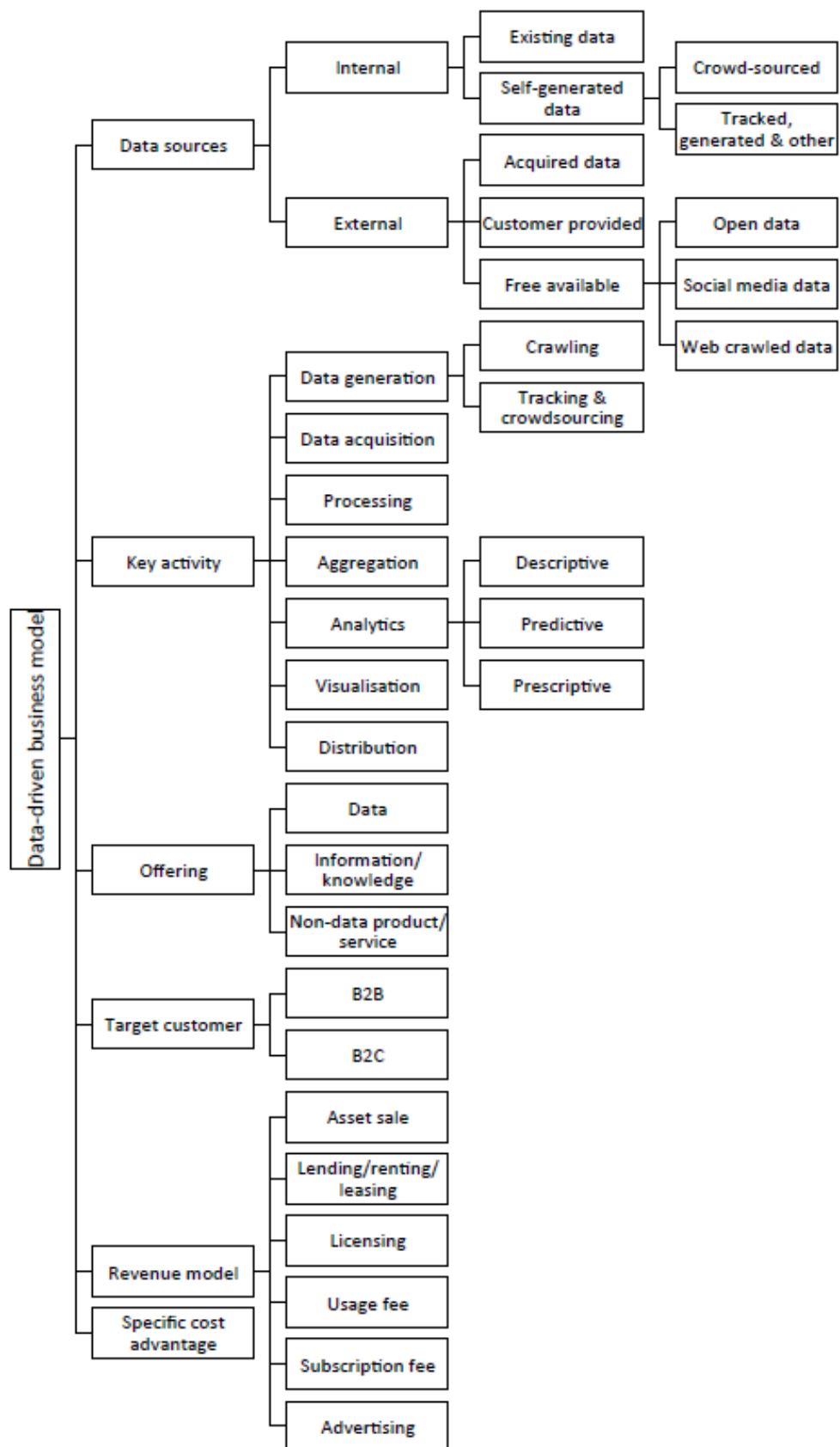


Figura 12. Modelos de negocios basados en datos. Fuente: Hartmann et al. (2016,p.8).

Como se puede observar en la Figura 12, la primera de las dimensiones tiene que ver con las fuentes de datos, que pueden ser tanto internas como externas a la empresa, mientras que la segunda dimensión hace referencia a las distintas tareas que se pueden hacer con ellas, desde la analítica o la visualización, pasando por el procesamiento, hasta la distribución final entre otras. La tercera magnitud se centra en las posibles ofertas existentes y la cuarta en los posibles clientes. Finalmente, se encuentran las referencias al modelo de negocio y a la ventaja de costes.

En cambio, la taxonomía propuesta por Azkan et al. (2020), i.e. Figura 13, se centra más en los servicios industriales basados en datos, identificando tres meta-dimensiones, i.e. creación, captura y entrega de valor, además de 11 dimensiones junto con las correspondientes características de cada uno de ellas.

	Dimensions	Characteristics				E/N
Value Creation	Main Value	Condition Monitoring	Decision Support	Quality Control	Predictive Operations	E
	Main Outcome	Efficiency Gains	Improved Quality	New Insights	New Offering	N
	Analytics Type	Descriptive	Diagnostic	Predictive	Prescriptive	N
	Data Sources	Self-generated Data	Acquired Data	Customer-provided	Free Available	N
	Data Types	Process	Product	Environmental	Other	N
	Aggregation Level	Single		Multiple		E
Value Delivery	Service Delivery	Software		Download	Web-Interface	N
	Service Flow	Manually	Predefined Time	Event-driven	Stream	N
	Platform Type	Analytics Platform		Data Marketplace	SaaS-Platform	E
Value Capture	Pricing Model	Subscription-based		Transaction-based	Indirect	E
	Payment Mode	Embedded in Product		Stand-alone Service	Data	E

Figura 13. Servicios industriales basados en datos. Fuente: Azkan et al. (2020, p.9).

En el caso de Urbinati et al. (2019) investigan la manera en la que empresas proveedoras puedan crear y capturar el valor de Big Data, realizando una encuesta entre nueve empresas que ofrecen servicios digitales. Otros autores como Brownlow et al. (2015) trabajan las posibles oportunidades que plantea el

Big Data a través del análisis de datos a los fabricantes, mientras que Meierhofer y Meier (2017) hace lo propio a partir de la ciencia de datos. Concretamente, se hace una distinción entre métodos supervisados y no supervisados, identificando los siguientes elementos: modelos causales, regresión, clasificación, reducción de datos, link predictions, clustering, profiling, Similarity Matching y Co-occurrence grouping. Al mismo tiempo, se cruzan los mencionados métodos con las distintas fases del diseño de un servicio, en el que se encuentra las fases de exploración, creación, reflexión e implementación.

Según Härting et al. (2018), el uso de los datos y las estrategias comerciales derivadas de las mismas pueden llegar a alterar el modelo de negocio, por lo que Zolnowski et al. (2016) identifican algunos elementos clave, como son la (1) innovación de valor cooperativo, (2) innovación de valor centrado en el cliente, (3) mejora de la productividad cooperativa, y; (4) mejora de la productividad centrada en la empresa. Otro ejemplo de modelos de negocio lo encontramos en la investigación llevada a cabo por Schüritz y Satzger (2016) donde, sirviéndose de una muestra de 115 casos, analizan las posibles combinaciones de las anteriores variantes. Así, en la Tabla 16 se observan los resultados obtenidos, donde destacan aquellos modelos de datos que se utilizan para la creación de valor.

Pattern of data-infusion	Number of Cases
I. Data-Infused Value Creation	63 (55.3%)
II. Data-Infused Value Capturing	19 (16.7%)
III. Data-Infused Value Proposition via Creation	23 (20.2%)
IV. Data-Infused Value Proposition via Capturing	3 (2.6%)
V. New Data Infused Business Model (DiBM)	6 (5.3%)
Disregarded case	1

Tabla 16. Modelos de creación de valor a través del dato. Fuente: Schüritz y Satzger (2016, p.8).

Además, Schüritz y Satzger (2016) realizan una distinción entre creación de valor, propuesta de valor y captura de valor, que son definidos de la siguiente manera:

- Creación de valor: describe la manera en la que los recursos de la empresa están gestionados para producir y entregar una propuesta de valor.
- Propuesta de valor: detalla aquello que puede ser ofertado.
- Captura de valor: detalla la manera en la que la propuesta de valor se transforma en una remuneración (monetaria) para la compañía.

Haciendo una distinción entre creación de valor, i.e. contribución a los usuarios finales a través de la utilidad del servicio o bien (Pagani, 2013), y la captura de valor (a través del uso de las tecnologías), este autor extrae una serie de conclusiones sobre la manera en la que se gestionan los datos, se utilizan las tecnologías para la producción y procesamiento de datos, así como para los clientes y por último, las características de las ofertas, que están relacionadas con las competencias y conocimiento existentes. Por otro lado, Yu y Zhang (2017) defienden que en el valor de los datos influyen distintos factores, por lo que establece un método lineal de evaluación de la calidad multidimensional. De esta manera, en su modelo utilizan 20 variables recogidas en la Figura 14, que van desde el número de consumidores de los datos, pasando por elementos relacionados con la calidad o la función del coste.

Variable	Description
i	The number of data-product versions, $i = 1, 2, \dots, M$
j	The number of data consumers, $j = 1, 2, \dots, N$
k	The number of data-quality dimensions, $k = 1, 2, \dots, K$
c_i^l	The linear cost of data product i
c_i^I	The integrated cost of data product i
p_i	The price of data product i
c	The parameter of the cost function
q_{ik}	The quality level of data product i in quality dimension k
q_{ik}^L	The linear quality of data product i with quality dimension k
q_{ik}^I	The integrated quality of data product i with quality dimension k
q_{jk}^R	The reservation quality of consumer j in quality dimension k
q_{jk}^S	The saturation quality of consumer j in quality dimension k
θ_{jk}	The quality preference of consumer j in quality dimension k
w_{ijk}	The willingness to pay of consumer j for data product i in quality dimension k
w_{ij}	The willingness to pay of consumer j for data product i
w_{ijk}^L	The linear willingness to pay of consumer j for data product i with quality dimension k
w_{ijk}^I	The integrated willingness to pay of consumer j for data product i with quality dimension k
u_{ij}	The utility of consumer j for data product i
x_{ij}	The purchasing decision of consumer j for data product i , $x_{ij} = 0$ or 1
y_i	The production decision of the data platform owner for data product i , $y_i = 0$ or 1

Figura 14. Listado de variables que afectan al valor de los datos. Fuente: Yu y Zhang (2017, p.4).

Para conectar los datos con la propuesta de valor Kühne y Böhmman (2019) utilizan la calidad de los datos y las posibles combinaciones de los mismos con las herramientas de análisis de datos para proponer el Data Insight Generator (DIG), un esquema basado en el modelo de Canvas, tal y como lo hace, también, Gierej (2017). Otros ejemplos de asignación del valor se encuentran en Ahituv (1989), quien menciona cuatro atributos o categorías que influyen en el valor de la información, a saber: oportunidad, contenido, formato y coste.

En el caso de Michalik et al. (2018) la propuesta de valor se centra en el desarrollo de los modelos de negocios innovadores basándose en los datos de los clientes del sector manufacturero para ofertar propuestas de valor. Para Zhang y Beltrán (2020, p.2) “el valor de los datos reside en el valor de la información derivada de los datos y es intangible y difícil de medir”. Además, los

autores como Thomas y Leiponen (2016) defienden que la creación de valor no se crea de manera aislada, sino en el marco de los ecosistemas de datos, es decir, de manera interdependiente entre los distintos actores. Por eso, Yang et al. (2019) se centra en el mercado de datos, investigando la calidad de los mismos, tal y como hacen en profundidad Taleb et al. (2021). En el caso de Curry (2016), el concepto de valor se enmarca dentro de una secuencia de etapas, desde la adquisición de los datos, su análisis, posterior tratamiento, almacenamiento y el uso final que se haga de ellos. En la misma línea de investigación Crié y Micheaux (2006) defienden que el análisis de los datos del cliente y su posterior transformación en valor puede ser estudiada a través de la cadena de información, donde se encuentra la recogida de datos, la gestión de la calidad, las métricas de rendimiento y la gestión del conocimiento. El siguiente apartado analiza las distintas fases y etapas del ciclo de vida del dato y de los productos.

2.6 Ciclo de vida del dato y de los productos

Para Zins (2007) el DLC implica un conjunto de fases, en orden secuencial, gracias a las cuales los datos se transforman en información, que a su vez se traducirá en conocimiento. Aunque se profundizará más en dicha cuestión en el tercer capítulo, es importante recalcar la variedad de modelos existentes, así como los sectores en los que se utiliza. Por ello, en la Tabla 17 se muestran algunas referencias en las que se utiliza el ciclo de vida del dato, además de los objetivos planteados en las mismas. De ella se desprende que el uso de los modelos del ciclo de vida es muy variado, además de abarcar multitud de disciplinas y estar sujeta a elementos muy variados, e.g. aspectos computacionales, de visualización, de trazabilidad y de ciber-amenazas.

Autor	Ámbito académico	Objetivos
Shah et al. (2021)	Gobernanza basada en datos.	Se propone un Marco del DLC para Gobiernos Basados en Datos.
Demchenko et al. (2021)	Datos científicos.	Se propone un modelo de gestión del DLC científicos.
Thompson et al. (2021)	Agricultura	Se examinan los factores que influyen en el DLC de las explotaciones.
Cao et al. (2019)	Sistema de transportes	Se integran aspectos computacionales y analíticos de acuerdo a un DLC.
Cox y Tam (2018)	Biblioteca	Se analiza la visualización y gestión de los datos a través del ciclo de vida del dato, mostrando los aspectos positivos y negativos de los mismos.
Alshammari, y Simpson, (2018)	Gestión de datos personales	Se propone un modelo de DLC personales para apoyar su gestión y la trazabilidad.
Griffin (2017)	Biociencia	Se propone un análisis de las mejores prácticas para los enfoques del DLC.
Chaki (2015)	Aseguradoras	Se analiza la cadena de valor de la información, a través de sus distintas etapas.
Alshboul et al. (2015)	Seguridad de los datos	Se realiza un estudio sobre el ciclo de vida de los macro-datos a través de las amenazas que existentes.
Rüegg et al. (2014)	Ecología	Se analiza la recogida, acceso e integración de datos.

Tabla 17. Listado de investigaciones que utilizan el ciclo de vida del dato. Fuente: Elaboración propia.

Para Stark (2011, p.1) el PLM es definido como "la actividad empresarial de gestionar, de la manera más eficaz, los productos de una empresa a lo largo de su ciclo de vida". En paralelo, Kambanou (2020) defiende que la gestión de los datos, la información y el conocimiento a lo largo del ciclo de vida son la base del PLM, por lo que hay que identificar cada una de las etapas. Además, dicho autor analiza los conceptos en el marco de los PSS. Para Zhao y Hou (2018), la oferta de soluciones relacionadas con un sistema del Big Data industrial tiene que considerar, por un lado, el software y el hardware, además de considerar el PLM, que es segmentado en tres fases por Majeed y Peng (2019): (1) el inicio

de la vida útil (BOL); (2) la mitad de la vida útil (MOL) y; (3) el final de la vida útil (EOL). Santos et al. (2022) definen la fase BOL como la más crítica, donde priman tanto el diseño como la producción del producto. Sobre la fase MOL indican que es la etapa en la que la colaboración entre los diseñadores y los desarrolladores es más necesaria, ya que sin una buena información del producto la toma de decisiones puede no ser la más adecuada. Finalmente, en la etapa EOL el producto se convierte en obsoleto o inutilizable.

En el caso de Wellsandt et al. (2016) omiten dichas fases y ofrecen un recopilatorio de otros ciclos de vida del producto, clasificándolos un total de 71 modelos según los siguientes elementos, a saber: *Processes, Stakeholders, Material flow, Energy Flow, Information Flow, Waste y releases flows, Geometry, Number of lifecycles y Naming of elements*. Las definiciones de los mismos se detallan en la Tabla 18 desarrollado por los mismos autores:

<i>Category name</i>	<i>Description</i>
Processes	“Set of interrelated or interacting activities that transforms inputs into outputs” (International Organization for Standardization, 2015).
Stakeholders	Organisations or persons
Material flow	Raw material, recycled material and products that are exchanged between entities
Energy flow	Energy that is exchanged between entities
Information flow	Information that is exchanged between entities
Waste and releases flows	Waste: “substances or objects which the holder intends or is required to dispose of” (International Organization for Standardization, 2006) Releases: “emissions to air and discharges to water and soil” (International Organization for Standardization, 2006)
Geometry	Sequencing of processes and stakeholders. In most cases a separation into linear and circular sequencing is applicable.
Number of lifecycles	Models may cover products of different kinds or different instances of the same product type.
Naming of elements	Typically concerns what the processes and stakeholders are.

Tabla 18. Características de los modelos del ciclo de vida del dato. Fuente: Wellsandt et al. (2016, p.9).

2.7 Modelos de asignación de precios para datos

Hacer que los clientes paguen por los servicios que antes obtenían gratuitamente es una cuestión muy compleja (Ulaga y Michel, 2018), que requiere de un cambio de mentalidad por parte de los vendedores como de los clientes (Töytäri et al., 2017). De ello se concluye que existe una percepción de los servicios centrada en el producto, donde los servicios de las empresas manufactureras se ofrecen de dos maneras distintas: de manera gratuita o sin que sea demasiado rentable (Rapaccini, 2015).

Para detallar esta transformación, es cada vez más utilizado el término F2F, que en sus siglas en inglés se refiere al “From service for free to service for fee” (Witell y Löfgren, 2013). Para las posibles ventas (Cuevas, 2018), la investigación realizada por Kindström et al. (2015) identifica algunos aspectos clave relacionados con los cambios organizativos, así como nuevos roles y competencias son necesarios. En paralelo, Mallaret (2006) considera la rentabilidad de las ofertas de servicios, prestando especial atención a un modelo de ingresos adecuado (Schürtz y Stazger, 2016). Así, su investigación identifica una serie de entradas de renta relacionadas con la suscripción, el pago por uso y el reparto de beneficios, además de los ingresos por anuncios, pago por uso de datos y pago por correduría entre otros. En paralelo, Yang et al. (2019) analizan el valor y el precio de los servicios, lo que ayuda a implantar una buena estrategia de precios (Legros, 2018) y unos modelos de precios adecuados (Luong et al., 2016). Así, existen aquellos basados en el valor añadido para el cliente (Trento et al., 2016), mientras que Liang et al. (2018) hace lo propio con los servicios basados en datos. Así, realiza un sondeo sobre el mercado del Big Data, identificando distintos modelos de asignación de precios que aparecen en la Figura 15. Como se puede observar, se recogen dos grandes bloques, i.e. aquellos relacionados con una base económica y aquellos relacionados con la teoría de juegos. Según lo detallan los mismos autores, el primer bloque está basado en principios y lógicas económicas, mientras que el segundo bloque deriva de analizar la opción óptima que puede tomar un individuo sin que los costes y beneficios de las distintas elecciones no están fijadas con anterioridad.

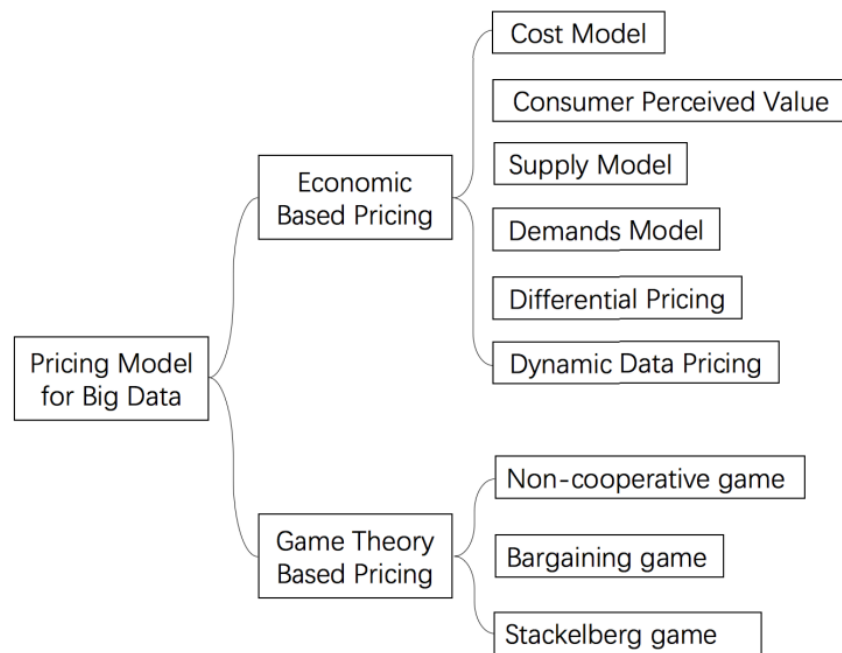


Figura 15. Modelos de asignación de precios para el Big Data. Fuente: Liang et al. (2018, p.8).

En el caso de Li et al. (2013) se investiga la teoría de juegos, i.e. Stackelber, para analizar las opciones estratégicas y la función de recompensa entre el proveedor de información y los intermediarios. Indounas y Avlonitis (2011) analiza tres tipos de estrategias para la asignación de precios, que tienen que ver con tres elementos: (1) la fijación de un precio inicial alto; (2) la fijación de precios de iniciales bajos y; (3) la fijación de unos precios similares a los de la competencia. Sobre este último la dificultad práctica reside en que la información sobre las dinámicas del mercado de datos no es del todo conocida, entre otras razones porque la investigación se encuentra en una fase de desarrollo inicial. En relación con esto, Muschalle et al. (2013) promulgan la necesidad de examinar los diferentes participantes y beneficiarios del mercado de datos antes de analizar su disposición a pagar.

Dentro del mercado de datos, la investigación realizada por Fricker y Maksimov (2017) analiza los servicios relacionados con el Sistema del IoT y la correspondiente asignación de precios de los mismos. En cambio, las investigaciones realizadas por Niyato et al., (2012) y Niyato et al. (2016) se centran más en los modelos económicos y los precios de los servicios

relacionados con el IoT. Para ello, desarrollan el modelo de negocio del sistema IoT que se muestra en la Figura 16, donde se observan 4 aspectos fundamentales: la infraestructura, la propuesta de valor, el cliente y los aspectos financieros.

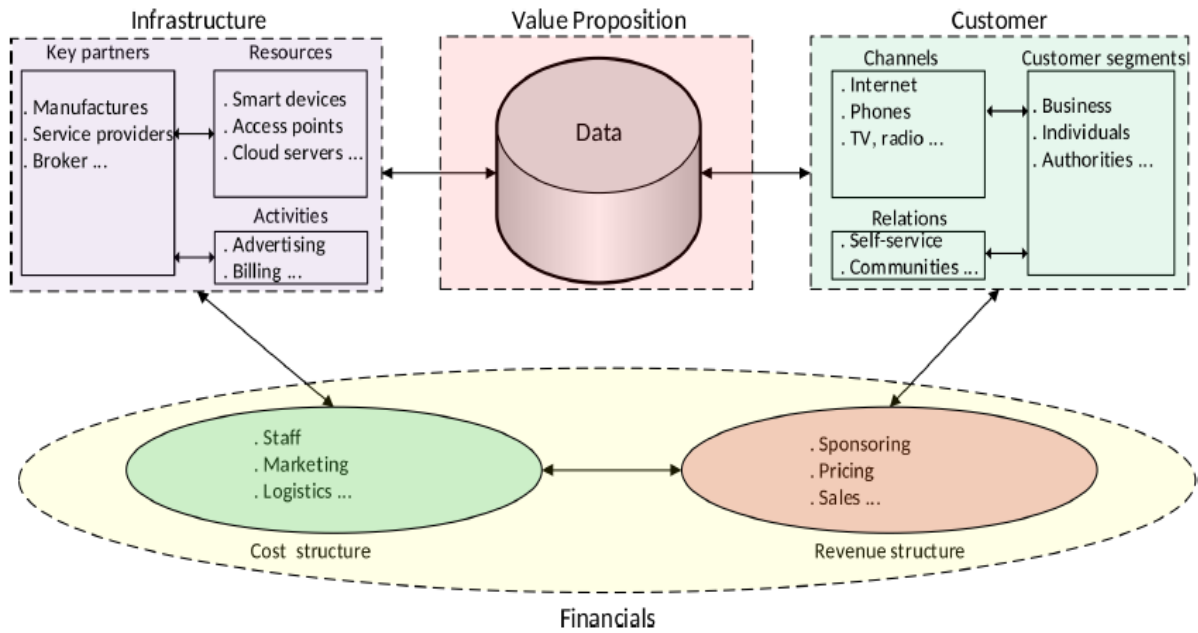


Figura 16. Modelo de negocio para los sistemas IoT. Fuente: Niyato et al. 2016, p.5).

En el caso de Pei (2020) se investiga la economía y ciencia de los datos, recopilando y comparando distintas investigaciones relacionadas con la asignación de precios. Para dicho autor la relevancia que tiene la asignación de los costes en el desarrollo de los modelos de precios es importante, sobre todo en aquellos relacionados con la búsqueda, producción, reproducción, transporte, tracking y verificación de los datos. Además, hace una distinción entre los productos digitales y los productos de datos, además de aclarar algunos de los principios para la asignación de precios de los datos. Para Li et al. (2017) y Yu y Zhang, 2017, existen diferentes factores que afectan a los precios, como pueden ser la cantidad de información existente y la calidad de la misma.

Finalmente, cabe citar las debilidades y dificultades (DyD) que plantean los mecanismos de asignación de precios para los datos, que se recoge en la Tabla 19. Concretamente, se muestran cuatro autores que señalan inconvenientes muy variados, desde la falta de modelos estandarizados, pasando por la falta de transparencia en la fijación de precios, hasta la sencillez de algunos de ellos.

Autor	DyD 1	DyD 2	DyD 3	DyD 4
Yu y Zhang (2017)	Falta de modelos de precios estandarizados.	Los aspectos relacionados con la calidad del dato no se suelen tomar en cuenta.	Opacidad.	
Thomas y Leiponen (2016)	Reventa de datos.	Reutilizables.	Open Data.	
Shen et al. (2016) Balazinska et al. (2011)	Los costes por consulta no son relevantes.	Los modelos de precios pueden llegar a generar situaciones de arbitraje.	Todas las tuplas tienen el mismo valor y los proveedores no tienen unos principios para establecer los precios.	No suele haber modelos orientativos.
Tang et al. (2013)	Simplistas.	Inflexibles.	Pueden generar situaciones de arbitraje innecesarios.	

Tabla 19. Debilidades y dificultades de los mecanismos de asignación de precios para datos.

Fuente: Elaboración propia.

2.8 Referencias bibliográficas

Adrodegari, F., Alghisi, A., Ardolino, M., & Sacconi, N. (2015). From ownership to service-oriented business models: a survey in capital goods companies and a PSS typology. *Procedia CIRP*, 30, 245-250, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.02.105>

Agarwal, G. K., Simonsson, J., Magnusson, M., Hald, K. S., & Johanson, A. (2022). Value-capture in digital servitization. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(5), 986-1004, doi:<https://doi.org/10.1108/JMTM-05-2021-0168>

Alexopoulos, K., Koukas, S., Boli, N., & Mourtzis, D. (2018). Architecture and development of an Industrial Internet of Things framework for realizing services in Industrial Product Service Systems. *Procedia CIRP*, 72, 880–885, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.152>

Annarelli, A., Battistella, C., Costantino, F., Di Gravio, G., Nonino, F., & Patriarca, R. (2021). New trends in product service system and servitization research: A conceptual structure emerging from three decades of literature. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 32, 424436, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2021.01.010>

Azevedo, A., & Sholiha, M. A. (2015). Innovative costing system framework in industrial product-service system environment. *Procedia Manufacturing*, 4, 224-230, doi:<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.11.035>

Azkan, C., Iggena, L., Gür, I., Möller, F., and Otto, B. (2020). A Taxonomy for Data-Driven Services in Manufacturing Industries. *Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems*, 184, doi:<https://aisel.aisnet.org/pacis2020/184>

Baheti, R., & Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. *The impact of control technology*, 12(1), 161-166.

Baines, T. S., Holmes, G., Keen, P., Lightfoot, H., McKechnie, L., & Musson, E. (2013). Servitization impact study: How UK based manufacturing organisations are transforming themselves to compete through advanced services. *Aston Business School Report, UK*.

Baines, T. S., Lightfoot, H. W., Benedettini, O., & Kay, J. M. (2009). The servitization of manufacturing: A review of literature and reflection on future challenges. *Journal of manufacturing technology management*, doi:<https://doi.org/10.1108/17410380910960984>

Baines, T. S., Lightfoot, H. W., Evans, S., Neely, A., Greenough, R., Peppard, J., ... & Wilson, H. (2007). State-of-the-art in product-service systems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: journal of engineering*

manufacture, 221(10), 1543-1552, doi:
<https://doi.org/10.1243/09544054JEM858>

Baines, T., & W. Lightfoot, H. (2013). Servitization of the manufacturing firm: Exploring the operations practices and technologies that deliver advanced services. *International Journal of Operations & Production Management*, 34(1), 2-35, doi: <https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2012-0086>

Balazinska, M., Howe, B., & Suci, D. (2011). Data markets in the cloud: an opportunity for the database community. *Proceedings of the Very Large Data Bases Endowment*, 4(12), 1482-1485, doi:<https://doi.org/10.14778/3402755.3402801>

Ball, A. (2012). *Review of data management lifecycle models*. University of Bath, IDMRC.

Bertoni, A., Marco B., Massimo P., Christian J., & Larsson. T. L (2016). Value-Driven Product Big Data as Pillars of Industry 4.0, *Future Internet*, 10(3), 24, doi:[10.3390/fi10030024](https://doi.org/10.3390/fi10030024)

Boisot, M., & Canals, A. (2004). Data, information and knowledge: have we got it right?. *Journal of evolutionary economics*, 14(1), 43-67, doi:<https://doi.org/10.1007/s00191-003-0181-9>

Brownlow, J., Zaki, M., Neely, A., & Urmetzer, F. (2015). Data and analytics-data-driven business models: A Blueprint for Innovation. *Cambridge Service Alliance*, 7(February), 1-17.

Carnero, M.C. & González-Prida, V. (2016). Optimum Decision Making in Asset management, IGI-Global.

Caylar, P. L., Noterdaeme, O., & Naik, K. (2016). Digital in industry: From buzzword to value *CIRP 2020*, 90, 718–723, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.128>

Crié, D., & Micheaux, A. (2006). From customer data to value: What is lacking in the information chain?. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 13(4), 282-299, doi:<https://doi.org/10.1057/palgrave.dbm.3240306>

Cuevas, J. M. (2018). The transformation of professional selling: Implications for leading the modern sales organization. *Industrial Marketing Management*, 69,198-208, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.017>

Curry, E. (2016). The big data value chain: definitions, concepts, and theoretical approaches. In *New horizons for a data-driven economy*, 29-37. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-21569-3_3

Dama international (2017). DAMA-DMBOK, data management body of knowledge. New Jersey, NJ: Technics Publications.

Demchenko, Y., Los, W., & de Laat, C. (2018). Data as economic goods: Definitions, properties, challenges, enabling technologies for future data markets. *International Telecommunication Union Journal*, 2(23), doi:<http://handle.itu.int/11.1002/pub/812388fe-en>

Dijcks (2013): Oracle: Big Data for the Enterprise; White paper, doi: <https://doi.org/10.1002/mar.20975>

Ehret, M., & Wirtz, J. (2017). Unlocking value from machines: business models and the industrial internet of things. *Journal of Marketing Management*, 33(1-2), 111-130, doi: <https://doi.org/10.1080/0267257X.2016.1248041>

Etschmann, R., Meierhofer, J., & Schweiger, L. (2019). Data-Driven Servitization Approaches for SMEs in Manufacturing. *2nd Smart Services Summit*, 43, doi:<https://digitalcollection.zhaw.ch/handle/11475/5876>

Favoretto, C., Mendes, G. H., Oliveira, M. G., Cauchick-Miguel, P. A., & Coreynen, W. (2022). From servitization to digital servitization: How digitalization transforms companies' transition towards services. *Industrial Marketing Management*, 102, 104-121, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.01.003>

Frank, A. G., Mendes, G. H., Ayala, N. F., & Ghezzi, A. (2019). Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 141, 341-351, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.01.014>

Fricker, S.A., & Maksimov, Y. V. (2017). Pricing of data products in data marketplaces. In *Software Business*, A. Ojala, H. Holmstrom Olsson, and K. Werder, Eds. Cham: Springer International Publishing, 304, 49-66, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-69191-6_4

Fundación Telefónica (2018). Economía de los Datos Riqueza 4.0. Ariel

Global System for Mobile Communication Association (2018). Data value chain. 2018, doi:<https://www.gsma.com/publicpolicy/resources/the-data-value-chain>

Gobierno Vasco (2021). Estrategia para la Transformación Digital de Euskadi 2025.

Gölzer, P., Fritzsche, A. (2017). Data-driven operations management: organisational implications of the digital transformation in industrial practice. *Production Planning & Control*, 28(16), 1332–1343, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375148>

Härting, R.C., Reichstein, C., & Schad. M. (2018). Potentials of Digital Business Models - Empirical investigation of data driven impacts in industry. En *Procedia Computer Science*, 126, 1495-1506. Elsevier B.V., 2018, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.121>

Hartmann, P.M., Zaki, M., Feldmann, N. and Neely, A. (2016). Capturing value from big data – a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms, *International Journal of Operations & Production Management*, 36 (10), 1382-1406, doi:<https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2014-0098>

Heckman, J. R., Boehmer, E. L., Peters, E. H., Davaloo, M., & Kurup, N. G. (2015). A pricing model for data markets. *Proceedings of the iConference*, doi:<http://hdl.handle.net/2142/73449>

Higgins, S. (2008). Draft DCC curation lifecycle model. *International Journal of Digital Curation*, 2 (2), doi:<https://doi.org/10.2218/ijdc.v2i2.30>

Hozdić, E. (2015). Smart factory for industry 4.0: A review. *International Journal of Modern Manufacturing Technologies*, 7(1), 28-35, doi:<https://doi.org/10.1108/01443570210414329>

Hunke, Fabian, y Christian Engel. (2018). Utilizing Data and Analytics to Advance Service: Towards Enabling Organizations to Successfully Ride the Next Wave of Servitization. En *Lecture Notes in Business Information Processing*, 331, 219-31. Springer Verlag, 2018, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00713-3_17
IEEE, 2013, doi:<https://doi.org/10.1109/BigData.Congress.2013.60>

Indounas, K., & Avlonitis, G. (2011). New industrial service pricing strategies and their antecedents: empirical evidence from two industrial sectors", *Journal of Business & Industrial Marketing*, 26(1), 26-33, doi:<https://doi.org/10.1108/08858621111097184>

Jacobs, A. (2009). The pathologies of big data. *Communications of the ACM*, 52, 36–44, doi: <https://doi.org/10.1145/1536616.1536632>

Kambanou, M. L. (2020). Additional uses for life cycle costing in life cycle management. *Procedia CIRP*, 90, 718–723, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.128>.

Kindström, D., Kowalkowski, C., & Alejandro, T. B. (2015). Adding services to product-based portfolios: An exploration of the implications for the sales function. *Journal of Service Management*, 26(3), 372-393, doi:<https://doi.org/10.1108/JOSM-02-2014-0042>

Kohtamäki, M., Parida, V., Sjödin, D., Henneberg, S., & Rabetino, R. (2020). Digital Servitization: Data-driven business model configurations for creating, delivering and capturing value. In *Proceedings of 2020 Spring Servitization Conference*, 38-46.

Kowalkowski, C., Gebauer, H., Kamp, B., Parry, G. (2017). Servitization and deservitization: Overview, concepts, and definitions. *Industrial Marketing Management*, 60, 4-10, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.12.007>

Kühne, B., & Böhmman, T. (2019). Data-driven business models-building the bridge between data and value, in Proceedings of the European Conference on Information Systems. uppsala, Sweden, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2019_rp/167.

Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety. Technical report, META Group.

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, doi: [10.1016/j.mfglet.2014.12.001](https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001)

Legros, N. (2018). *The pricing strategies in the machine tool manufacturing industry and the factors influencing it*. Louvain School of Management, Université catholique de Louvain, 2018. Prom. Kamp, Bartholomeus, doi:<http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:13344>

Lenka, S., Parida, V., & Wincent, J. (2017). Digitalization capabilities as enablers of value co-creation in servitizing firms. *Psychology & marketing*, 34(1), 92-100, doi:<https://doi.org/10.1002/mar.20975>

Lerch, C., & Gotsch, M. (2015). Digitalized product-service systems in manufacturing firms: A case study analysis. *Research-technology management*, 58(5), 45-52, doi:<https://doi.org/10.5437/08956308X5805357>

Levitin, A. V., & Redman, T. C. (1998). Data as a resource: properties, implications, and prescriptions. *MIT Sloan Management Review*, 40(1), 89.

Li, X., Wang, Z., Chen, C. H., Zheng, P. (2021). A data-driven reversible framework for achieving Sustainable Smart product-service systems. *Journal of Cleaner Production*, 279, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123618>

Liang, F., Yu, W., An, D., Yang, Q., Fu, X., & Zhao, W. (2018). A survey on big data market: Pricing, trading and protection. *Ieee Access*, 6, 15132-15154, doi:[10.1109/ACCESS.2018.2806881](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2806881)

Lim, C. H., Kim, M. J., Heo, J. Y., & Kim, K. J. (2015). A conceptual framework for designing informatics-based Services in Manufacturing Industries. *Procedia CIRP*, 30, 72-77, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.02.098>

Lim, Chiehyeon, Min-Jun Kim, Ki-Hun Kim, Kwang-Jae Kim, y Paul P. Maglio. (2018). Using Data to Advance Service: Managerial Issues and Theoretical Implications from Action Research». *Journal of Service Theory and Practice* 28 (1), 99-128, doi:<https://doi.org/10.1108/JSTP-08-2016-0141>

Luong, N. C., Hoang, D. T., Wang, P., Niyato, D., Kim, D. I., Han, Z. (2016). Data collection and wireless communication in Internet of Things (IoT) using economic analysis and pricing models: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 18 (4), 2546-2590,doi: [10.1109/COMST.2016.2582841](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2582841)

Luz Martín-Peña, M., Díaz-Garrido, E., & Sánchez-López, J. M. (2018). The digitalization and servitization of manufacturing: A review on digital business models. *Strategic Change*, 27(2), 91-99, doi:<https://doi.org/10.1002/jsc.2184>

Majeed, A., Lv, J., Peng, T. (2019). A framework for Big Data driven process analysis and optimization for additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal* 2019, 25(2), 308-321, doi:<https://doi.org/10.1108/RPJ-04-2017-0075>

Malleret, V. (2006). Value creation through service offers. *European Management Journal*, 24(1), 106-116,doi:<https://doi.org/10.1016/j.emj.2005.12.012>

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Global Institute, 156.

McKinsey Digital, (2015). Industry 4.0: How to navigate digitization of the manufacturing sector.

Mehta, S., Dawande, M., Janakiraman, G., & Mookerjee, V. (2021). How to Sell a Data Set? Pricing Policies for Data Monetization. *Information Systems Research*, 32(4), 1281-1297, doi:<https://doi.org/10.1287/isre.2021.1027>

Meierhofer, J., & Meier, K. (2017). From data science to value creation. *Proceedings of the International Conference on Exploring Services Science*, 173-181. Springer, Cham, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-56925-3_14

Meierhofer, J., Dobler, M., Frick, K., & Schweiger, L. (2020). Smart service patterns for small manufacturing enterprises. In *Proceedings of 2020 Spring Servitization Conference*, 88-95.

Michalik, A., Möller, F., Henke, M., & Otto, B. (2018). Towards utilizing Customer Data for Business Model Innovation: The Case of a German Manufacturer. *Procedia CIRP*, 73:310-16. Elsevier B.V., 2018, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.04.006>

Moody, D. L., & Walsh, P. (1999). Measuring the Value Of Information-An Asset Valuation Approach. In *ECIS*, 496-512,

Mosterman, P. J., & Zander, J. (2016). Industry 4.0 as a cyber-physical system study. *Software & Systems Modeling*, 15(1), 17-29, doi:<https://doi.org/10.1007/s10270-015-0493-x>

Mourtzis, D., Vlachou, E., Milas, N. J. P. C. (2016). Industrial Big Data as a result of IoT adoption in manufacturing. *Procedia CIRP* 2016, 55, 290–295, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.038>

Muschalle, A., Stahl, F., Löser A., & Vossen, G. (2013). Pricing approaches for data markets. *International Workshop on Business Intelligence for the Real-Time Enterprise*, 129-144, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-642-39872-8_10

Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data Monetization: Lessons from a Retailer's Journey. *MIS Quarterly Executive*, 12(4), doi:<https://aisel.aisnet.org/misqe/vol12/iss4/4>

Nanry, J., Narayanan, S., & Rasse, L. (2015). Digitizing the value chain. *McKinsey Quarterly*, 3(1).

NESSI. (2012). Big data: A new world of opportunities. NESSI White Paper.

Nicolescu, R., Huth, M., Radanliev, P., & De Roure, D. (2018). Mapping the values of IoT. *Journal of Information Technology*, 33(4), 345-360, doi:<https://doi.org/10.1057/s41265-018-0054-1>

Niyato, D., Hoang, D. T., Luong, N. C., Wang, P., Kim, D. I., & Han, Z. (2016). Smart data pricing models for the internet of things: a bundling strategy approach. *IEEE Network*, 30(2), 18-25, doi:[10.1109/MNET.2016.7437020](https://doi.org/10.1109/MNET.2016.7437020)

Niyato, D., Lu, X., Wang, P., Kim, D. I., & Han, Z. (2012). Economics of Internet of Things (IoT): An information market approach. *Computer Science*.

Okano, M. T. (2017). IOT and industry 4.0: the industrial new revolution. In *International Conference On Management and Information Systems*, 25, 26.

Opresnik, D., Hirsch, M., Zanetti, C., & Taisch, M. (2013). Information—the hidden value of servitization. In *Advances in Production Management Systems. Sustainable Production and Service Supply Chains: IFIP WG 5.7 International Conference, APMS 2013, State College, PA, USA, September 9-12, 2013, Proceedings, Part II* (pp. 49-56). Springer Berlin Heidelberg, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-41263-9_7

Opresnik, David, y Marco Taisch. (2015). The Value of Big Data in Servitization. *International Journal of Production Economics*, 165, 174-84, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.036>

Otto, B. (2015). Quality and value of the data resource in large enterprises. *Information Systems Management*, 32(3), 234-251, doi:<https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1044344>

Pagani, M. (2013). Digital business strategy and value creation: Framing the dynamic cycle of control points. *Mis Quarterly*, 617-632.

Paiola, M., & Gebauer, H. (2020). Internet of things technologies, digital servitization and business model innovation in BtoB manufacturing firms. *Industrial Marketing Management*, 89, 245-264, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.03.009>

Parida, V., Sjödin, D. R., Wincent, J., & Kohtamäki, M. (2014). A survey study of the transitioning towards high-value industrial product-services. *Procedia CIRP*, 16, 176-180, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.01.019>

Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., & Rossi, M. (2020). Advancing Data Monetization and the Creation of Data-based Business Models. *Communications of the Association for Information Systems*, 47, doi:<https://doi.org/10.17705/1CAIS.04702>

Paschou, T., Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Saccani, N. (2020). Digital servitization in manufacturing: A systematic literature review and research agenda. *Industrial Marketing Management*, 89, 278-292, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.012>

Pei, J. (2020). A survey on data pricing: from economics to data science. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, doi:[10.1109/TKDE.2020.3045927](https://doi.org/10.1109/TKDE.2020.3045927)

Pouchard, L. (2015). Revisiting the Data Lifecycle with Big Data Curation, *IJDC*, 10 (2), 176–192, doi:<https://doi.org/10.2218/ijdc.v10i2.342>

Raddats, C., Kowalkowski, C., Benedettini, O., Burton, J., & Gebauer, H. (2019). Servitization: A contemporary thematic review of four major research streams. *Industrial Marketing Management*, 83, 207-223.

Rapaccini, M. (2015). Pricing strategies of service offerings in manufacturing companies: a literature review and empirical investigation. *Production Planning & Control*, 26(14-15), 1247-1263, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2015.1033495>

Reinartz, W., & Ulaga, W. (2008). How to sell services more profitably. *Harvard business review*, 86(5), 90-6.

Resta, B., Powell, D., Gaiardelli, P., & Dotti, S. (2015). Towards a framework for lean operations in product-oriented product service systems. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 9, 12-22, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2015.01.008>

Roblek, V., Meško, M., & Krapež, A. (2016). A complex view of industry 4.0. *Sage Open*, 6(2), doi:<https://doi.org/10.1177/2158244016653987>

Rymaszewska, A., Helo, P., & Gunasekaran, A. (2017). IoT powered servitization of manufacturing—an exploratory case study. *International journal of production economics*, 192, 92-105, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.02.016>

Schroeder, A., Naik, P., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2020). Digitally enabled advanced services: a socio-technical perspective on the role of the internet of things (IoT). *International Journal of Operations & Production Management*, 40 (7/8), 1243-1268, doi:<https://doi.org/10.1108/IJOPM-03-2020-0131>

Schüritz, R., & Satzger, G. (2016). Patterns of data-infused business model innovation. In *2016 IEEE 18th Conference on Business Informatics*, 1, 133-142. IEEE, doi:[10.1109/CBI.2016.23](https://doi.org/10.1109/CBI.2016.23)

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2019). Pricing personal data based on information entropy. *Proceedings of the ACM International Conference*, 143–146, doi:<https://doi.org/10.1145/3305160.3305204>

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2016). A pricing model for Big Personal Data. *Tsinghua Science and Technology* 21(5), 482-490, doi:[10.1109/TST.2016.7590317](https://doi.org/10.1109/TST.2016.7590317)

Stark, J. (2011). Product Lifecycle Management. *Decision Engineering*. Springer: London, UK, 2011, doi:[10.1007/978-0-85729-546-0](https://doi.org/10.1007/978-0-85729-546-0)

Stonebraker, M. (2012). What does 'big data' mean. *Communications of the ACM*.

Suppatvech, C., Godsell, J., & Day, S. (2019). The roles of internet of things technology in enabling servitized business models: A systematic literature review. *Industrial Marketing Management*, 82, 70-86, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.02.016>

- Taleb, I., Serhani, M. A., Bouhaddioui, C., & Dssouli, R. (2021). Big data quality framework: a holistic approach to continuous quality management. *Journal of Big Data*, 8(1), 1-41, doi:<https://doi.org/10.1186/s40537-021-00468-0>
- Tang, R., Wu, H., Bao, Z., Bressan, S., & Valduriez, P. (2013). The price is right. Proceedings of the International Conference on Database and Expert Systems Applications, 380-394, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-642-40173-2_31
- Teece, D. J., & Linden, G. (2017). Business models, value capture, and the digital enterprise. *Journal of Organization Design*, 6(1), 1-14, doi:<https://doi.org/10.1186/s41469-017-0018-x>
- Thomas, L. D. W. & Leiponen, A. (2016). Big data commercialization. *IEEE Engineering Management Review*, 44 (2), 74-90, doi:[10.1109/EMR.2016.2568798](https://doi.org/10.1109/EMR.2016.2568798)
- Töytäri, P., Rajala, R., & Alejandro, T. B. (2015). Organizational and institutional barriers to value-based pricing in industrial relationships. *Industrial Marketing Management*, 47, 53-64, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.02.005>
- Trento, C. R., Stüker, T., Pereira, G. M., Borchardt, M., & Viegas, C. V. (2016). Strategic benchmarking of service pricing based on the value added. *Benchmarking: An International Journal*, 23(4), 754-767, doi:<https://doi.org/10.1108/BIJ-07-2013-0073>
- Tronvoll, B., Sklyar, A., Sörhammar, D., Kowalkowski, C. (2020). Transformational shifts through digital servitization. *Industrial Marketing Management*, 89, 293-305, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.005>
- Uлага W., Reinartz, W. (2011). Hybrid offerings: How Manufacturing Firms Combine Goods and Services Successfully. *Journal of Marketing*, 75, 5-23, doi:<https://doi.org/10.1509/jm.09.0395>
- Uлага, W., & Michel, S. (2018). Bill It, Kill It, or Keep It Free?. *MIT Sloan Management Review*, 60(1), 1-8, doi:<https://mitsmr.com/2DcCZpJ>
- Urbinati, A., Bogers, M., Chiesa, V., & Frattini, F. (2019). Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case study analysis of provider companies. *Technovation*, 84, 21-36, doi:<https://doi.org/10.1016/j.technovation.2018.07.004>
- Pilloni, V. (2018). How data will transform industrial processes: Crowdsensing, crowdsourcing and big data as pillars of industry 4.0. *Future Internet*, 10(3), 24, doi:<https://doi.org/10.3390/fi10030024>
- Vandermerwe, S., & Rada, J. (1988). Servitization of business: adding value by adding services. *European management journal*, 6(4), 314-324, doi:[https://doi.org/10.1016/0263-2373\(88\)90033-3](https://doi.org/10.1016/0263-2373(88)90033-3)

Wellsandt, S., Nabati, E.: Wuest, T., Hribernik, K. A., Thoben, K. D. (2016). A survey of product lifecycle models: towards complex products and service offers. *International Journal of Product Lifecycle Management* 2016, 9(4), 353-390, doi:<https://doi.org/10.1504/IJPLM.2016.080985>

Witell, L., & Löfgren, M. (2013). From service for free to service for fee: business model innovation in manufacturing firms. *Journal of Service Management*, 24(5), 520-533, doi:<https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2013-0103>

Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3), doi:<http://mitsmr.com/2jb5c2V>

Woroch, R., & Strobel, G. (2022). Show me the Money: How to monetize data in data-driven business models? *Wirtschaftsinformatik Proceedings*. 13, doi:https://aisel.aisnet.org/wi2022/digital_business_models/digital_business_models/13

Yang, J., Zhao, C., & Xing, C. (2019). Big data market optimization pricing model based on data quality. *Complexity*, doi:<https://doi.org/10.1155/2019/5964068>

Yu, H., & Zhang, M. (2017). Data pricing strategy based on data quality. *Computers & Industrial Engineering*, 112, 1-10, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.08.008>

Zambetti, M., Adrodegari, F., Pezzotta, G., Pinto, R., Rapaccini, M., & Barbieri, C. (2021). From data to value: conceptualising data-driven product service system. *Production Planning & Control*, 1-17, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1903113>

Zhang, M., & Beltrán, F. (2020). A Survey of Data Pricing Methods. *SSRN Journal*, doi:<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3609120>

Zhang, R., Indulska, M., & Sadiq, S. (2019). Discovering data quality problems. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 575-593, doi:<https://doi.org/10.1007/s12599-019-00608-0>

Zhao, H., Hou, J. (2018). Design concerns for industrial Big Data system in the smart factory domain: From product lifecycle view. In *23rd International Conference on Engineering of Complex Computer Systems*, Melbourne, Australia, 12-14 December 2018, doi:[10.1109/ICECCS2018.2018.00036](https://doi.org/10.1109/ICECCS2018.2018.00036)

Zheng, P., Lin, T. J., Chen, C. H., & Xu, X. (2018). A systematic design approach for service innovation of smart product-service systems. *Journal of cleaner production*, 201, 657-667, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.101>

Zheng, Z., Zhu, J., & Lyu, M. R. (2013, June). Service-generated big data and big data-as-a-service:

an overview. In *2013 IEEE international congress on Big Data*, 403-410, doi: [10.1109/BigData.Congress.2013.60](https://doi.org/10.1109/BigData.Congress.2013.60)

Bigdeli, Z. A., Baines, T., Schroeder, A., Brown, S., Musson, E., Guang Shi, V., & Calabrese, A. (2018). Measuring servitization progress and outcome: the case of 'advanced services'. *Production Planning & Control*, 29(4), 315-332, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1429029>

Zins, C. (2007). Conceptual approaches for defining data, information, and knowledge. *Journal of the American society for information science and technology*, 58(4), 479-493, doi: <https://doi.org/10.1002/asi.20508>

Zolnowski, A., Christiansen, T., & Gudat, J. (2016). Business Model Transformation Patterns of Data-Driven Innovations. In *ECIS*, 146, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2016_rp/146.

CAPÍTULO III

La I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas

Capítulo III. La I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas

En el tercer capítulo de esta tesis doctoral se investiga el impacto de la I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas. Para ello, se utiliza una muestra de 124 empresas de las regiones de Baja Baviera (Alemania) y Bohemia (República Checa). Este análisis obedece a un proyecto de colaboración entre el DIT y la Facultad de Enpresagintza (Mondragon Unibertsitatea), que a su vez se engloba dentro de una investigación más amplia en la que han participado las Cámaras de Comercio de dichas regiones. Concretamente, se consideran aspectos como el origen de las empresas, su tamaño y las inversiones realizadas y futuras, así como la importancia de la digitalización en la creación del valor de la empresa y en el número de puestos de trabajo.

3.1 Introducción

La I40 fue planteada en el año 2011 por el gobierno alemán (Klitou et al., 2017), quien decidió basar sus políticas económicas en las estrategias high-tech (Mosconi, 2015). Sobre su significado no existe unanimidad (Mohamed, 2018), aunque sí que hay consenso en que la I40, íntimamente ligada con la digitalización (Lasi, 2014), consigue ofrecer servicios de valor añadido, compartir la información en tiempo real e integrar factores humanos y máquinas dentro de las organizaciones (Hozdić, 2015; Lu, 2017; Agostini y Nosella, 2020). Al respecto, Nazarov y Klarin (2020) hacen un análisis de la literatura e investigan elementos como las implicaciones que tiene en la automatización de la industria o los avances tecnológicos que ofrece. En la misma línea, otros autores (Okano, 2017; Roblek et al., 2016) investigan las tecnologías conectadas a internet y el IoT (Okano, 2017; Roblek et al., 2016), donde la arquitectura de las SCF juega un papel fundamental (Bagheri et al., 2015). En concreto, la sensórica ayuda a la producción de datos (Ghobakhloo, 2018), el intercambio de información y las soluciones basadas en la nube (Mourtzis et al., 2016), lo que requiere comprender la relación de las SCF con el Big Data (Lidong y Guanghui, 2016; Xu y Duan, 2019). De esta forma, se consigue una gran innovación en los servicios prestados (Lee et al., 2014), aunque las empresas que las ofrecen tengan que enfrentarse a retos como la extracción del valor a través de una información muy general (Mosterman y Zander, 2016). En cambio, Khan et al. (2017) señalan tanto las oportunidades como los retos del Big Data en la I40, centrándose en los siguientes aspectos: la colección y almacenaje de datos, la seguridad y privacidad de los mismos, su correspondiente ciclo de vida y la analítica que se requiere para ello. Así, Gölzer et al. (2015) comparan las 35 soluciones ofrecidas por cuatro softwares, entre las que se encuentran Hadoop HDFS & MapReduce, Cassandra, MongoDB y SimpleDB.

En cuanto al componente económico de la I40 (Salkin, 2018 in Ustundag y Cevikcan, 2018), algunos autores (Maresova et al., 2018; Ghadimi et al., 2022) señalan su gran influencia en la macroeconomía, las competencias y procesos empresariales, la sostenibilidad y los elementos tanto sociales como legales. En el caso de Pereira y Romero (2017) se estudian los modelos de negocio que

derivan de ella, así como sus implicaciones en el ámbito laboral, mientras que Piccarozzi et al. (2018) se interesan más por las implicaciones en el marco de la gestión. Otras investigaciones (Nagy et al., 2018; Grodek-Szostak et al., 2020) analizan las implicaciones de la I40 en las estrategias relacionadas con la cadena de valor y el mercado laboral, donde los informes que publican las consultoras como PWC (Koch et al., 2014) o McKinsey (Nanry et al., 2015) son cada vez más habituales. Para otros (Khin y Kee, 2022), los beneficios esperados, las oportunidades de negocio o las exigencias de los clientes influyen en la adopción e integración de la I40 por parte de las empresas.

Así, el objetivo de este análisis consiste en investigar la influencia de la digitalización y la I40 en las PYMEs y Grandes Empresas, prestando especial atención a tres elementos clave: inversión, creación de valor y puestos de trabajo. Para ello, se ha utilizado una muestra de 124 empresas de las regiones de Baja Baviera (Alemania) y Bohemia (República Checa). Este análisis obedece a un proyecto de colaboración entre el DIT y la Facultad de Enpresagintza (Mondragon Unibertsitatea), que a su vez se engloba dentro de una investigación más amplia en la que han participado las Cámaras de Comercio de dichas regiones.

El capítulo se articula de la siguiente manera. En el primer apartado se presenta el bloque teórico, donde se detalla la literatura científica que analiza la I40 en el caso de las PYMEs y Grandes Empresas. En el segundo apartado se realiza una descripción de la metodología empleada en la obtención de los datos, mientras que en la tercera sección se detallarán los resultados obtenidos. Finalmente, muestran las conclusiones del análisis llevado a cabo y presenta las nuevas líneas de investigación.

3.2 Marco teórico

Las PYMEs son definidas por la Comisión Europea (2003, p.4) como “empresas que emplean a menos de 250 personas y cuyo volumen de negocios anual no supera los 50 millones de euros o cuyo balance general anual no supera los 43 millones de euros”. Así, Moeuf et al. (2018) señalan que las PYMEs son un elemento fundamental para comprender las transformaciones que plantea la I40, mientras que Stentoft et al. (2019) constatan que el análisis de la digitalización del sector manufacturero a través de las PYMEs es relevante por su peso en el tejido económico, por su baja burocracia y por los incentivos que tienen para ser más exitosos que las grandes compañías.

Para diversos autores (Horváth y Szabó, 2019; Horváth et al., 2019; Vrchota et al., 2019; Nwaiwu et al., 2020; Stentoft et al. 2021) los factores que más influyen en la implementación de la I40 por parte de las PYMEs son, entre otros, la estrategia, la adaptación organizacional, la competitividad y el saber hacer de las empresas, además de los procesos de gestión, los equipos humanos o los aspectos financieros de las mismas. En el caso de Setyaningsih et al. (2020) se analizan con más profundidad elementos como el aumento de los ingresos y la reducción de costes que derivan de la implantación de la I40, mientras que identifican como barreras para su integración el alto valor de las inversiones y los largos periodos de evaluación de las ofertas y licitaciones. En el caso de Kazemargi y Spagnoletti (2020) estudian las ayudas gubernamentales italianas para facilitar la adopción de tecnologías de la I40 por parte de las PYMEs, mientras que Agostini y Nosella (2020) se centran más en la relación existente entre las inversiones de las PYMEs con su capacidad de adoptar dichas tecnologías. Para Bosman et al. (2019) las empresas con menos de 20 trabajadores o que sus ventas no superen los 10 millones, priorizan las tecnologías que aumenten la productividad, calidad y seguridad de los procesos de producción, mientras que las empresas con más trabajadores o ventas le dan más importancia a las tecnologías que integren y automaticen elementos que influyen en la gestión diaria, p. ej. ventas, contabilidad, logística o contratación.

Gracias a ello, Müller et al. (2018) afirman que las inversiones y las tecnologías pertinentes facilitan un mayor grado de digitalización en los procesos, que junto con la conectividad y la fabricación inteligente son fundamentales para la I40. En el caso concreto de las PYMEs, Eller et al. (2020) analizan la influencia de las TIC en su proceso de digitalización, donde las competencias de los empleados y la estrategia para llevarlas a cabo juegan un papel fundamental. Al respecto, Kipper et al. (2020) tratan las competencias necesarias para la implantar la I40, donde destacan el análisis de datos, la creatividad, el trabajo en equipo o la iniciativa. A su vez, Sima et al. (2020) investigan el capital humano de las organizaciones, mientras que Alieva y Powell (2022) estudian la manera en la que influyen las prácticas de las habilidades blandas, los comportamientos de los empleados y la implantación de tecnologías digitales en las fábricas. Con su trabajo, dichos autores llegan a la conclusión de que la transformación digital influye positivamente en la gestión del liderazgo, la educación de los trabajadores o el intercambio de conocimiento entre otros. Por ello, Saniuk et al. (2022, p.14) afirman que “el objetivo primordial de los trabajadores industriales que se dedican a la economía digital consiste en reforzar sus conocimientos y competencias”. En caso de no lograrlo el riesgo de que no se adapten a los cambios exigidos es real (Sommer, 2015). Así, Müller et al. (2017) plantean una estrategia de cooperación entre las PYMEs, que puede facilitar una alternativa eficaz para implementar la I40 en toda la cadena de valor.

En cambio, las Grandes Empresas tienen mayor preparación y conocimiento sobre la I40 que las PYMEs, ya que disponen de más recursos para su implantación y posterior uso (Stentoft et al., 2017; Stentoft et al., 2019). En el caso de Yu and Schweisfurth (2020) defienden que la integración y uso que se hace de las tecnologías relacionadas con la I40 en las Grandes Empresas es mayor que en las PYMEs, entre otras razones porque muchas de ellas no tienen ni los conocimientos ni las habilidades para aplicar las nuevas tecnologías en la producción (Kilimis et al., 2019). Así, Sony et al. (2021) mencionan como aspectos positivos de la I40 de las Grandes Empresas la mejora de la satisfacción del cliente, el aumento de la eficiencia y la reducción de los costes operativos. Al mismo tiempo, los costes, la seguridad de los datos y la resistencia

de los empleados (entre otros) son vistos como los grandes retos. En cambio, Horváth y Szabó (2019) aseguran que, sobre la I40, los elementos como la gestión de expectativas, así como las condiciones de mercado y la competencia influyen más en ellas que en las PYMEs, mientras que los factores organizacionales, la cooperación y los procesos de integración de las tecnologías suelen influir más negativamente en las Grandes Empresas.

3.3 Objetivos y metodología de la investigación

Esta investigación tiene como objetivo analizar el impacto de la I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes. Concretamente, se encuentran tres variables cualitativas dicotómicas, i.e. país de origen de la empresa (Alemania o República Checa), tamaño de la empresa (PYME o grande) y el aumento de la inversión en los últimos tres años por parte de la empresa (sí o no). Además de ellas, se encuentra una variable cualitativa politómica con tres valores, i.e. la influencia de la digitalización en cuanto al número de empleo (subir, bajar o ninguno) y otras tres con cinco valores, i.e. inversión a cinco años, posición y valor. La primera clasifica los resultados según el porcentaje de la inversión estimada, siendo entre 1-2% la más baja y más del 10% la más alta. En el caso de las variables posición y valor, se utiliza una escala del 1 al 5, donde 1 representa el valor más alto, i.e. innovación, y 5 el más bajo, i.e. retraso.

Además, los sectores analizados pertenecen a las actividades relacionadas con la industria manufacturera, la metalurgia, la automatización, las TIC, la construcción, la consultoría, la automoción, la química, el mantenimiento, la agricultura, el transporte, el textil, la alimentación, la energía, la producción de muebles, la sanidad y el turismo. La razón por la que se ha decidido centrar el estudio en dichos territorios y actividades obedece a que el proyecto con el DIT se enmarca dentro de una investigación en la que participan las Cámaras de Comercio de Baja Baviera (Alemania) y de Bohemia (República Checa).

Así, la primera fase de la investigación tuvo como finalidad fijar el número y el enfoque de las preguntas a realizar, llegando a contactar con las dos Cámaras de Comercio y un total de 35 empresas. Durante dicho proceso se añadieron las opiniones de diferentes expertos. Una vez obtenida la primera versión del cuestionario, se decidió publicarla en versión online para que más empresas pudiesen tener acceso a la misma. Con ese objetivo, se utilizó la herramienta gratuita LimeSurvey, que sirve para realizar encuestas a través de internet.

Sobre el formato de las preguntas de la investigación cabe señalar que van en línea con las investigaciones realizadas por Deloitte (2015), Basl (2017) y Saniuk et al. (2022). Así, de las 19 preguntas iniciales se han valorado aquellas que tengan que ver con las inversiones, la generación de valor y el empleo. Una vez obtenidos los resultados, se procedió a su codificación y posterior tratamiento estadístico. De esta manera, se aporta un conocimiento científico a las futuras líneas de investigación propuestas por Müller et al. (2018) y Nwaiwu et al. (2020). Los primeros se centran en analizar la I40 en las PYMEs de Alemania, indicando la necesidad de realizar estudios comparativos que se centren, al mismo tiempo, en PYMEs y Grandes Empresas. Los segundos estudian las PYMEs de la República Checa, aunque constatan la necesidad de realizar estudios similares, pero de carácter transnacional, que incluyan varios países. Las investigaciones comparativas entre distintos países en la literatura científica sobre la I40 y la digitalización se centran, por un lado, en Dinamarca y Alemania (Yu y Schweisfurth, 2020) y por el otro lado, en Brasil, China, y Alemania (Beier et al., 2022). En cambio, aquellos centrados en un único país se centran en Alemania (Veile et al. 2020; Snieška et al., 2020), República Checa (Basl, 2017), India (Chatterjee, 2021), Irlanda (Ghadimi et al., 2022), Italia (Ting Zheng, 2020) Sudafrica (Serumaga-Zake y van der Poll, 2021), Suiza (Deloitte, 2015), Eslovenia y Croacia (Vide et al., 2022).

3.4 Resultados

Desde un análisis descriptivo de los datos se observa que las Grandes Empresas como las PYMEs están interesadas en las tendencias que plantea la I40, siendo estas últimas las más concienciadas. De todas formas, y aunque la respuesta haya sido positiva, se observan diferencias en cuanto al grado de interés. Concretamente, las PYMEs checas dicen estar interesadas en un 45%, mientras que las grandes lo hacen en un 20%. En el caso de Alemania, las respuestas demuestran que las PYMEs no se inclinan tanto por la I40, mientras que sí lo hacen las Grandes Empresas. Otro aspecto a resaltar es el alto número de organizaciones que dicen estar parcialmente interesadas: 43% y 73%, respectivamente, en el caso de las PYMEs y Grandes Empresas checas y 56% y 73 en el caso de las alemanas.

Sobre la relación entre la digitalización y el proceso de creación de valor decir que una gran mayoría de las empresas consultadas, tanto el República Checa (77%) como en Alemania (93%), le otorgan una gran relevancia. En cuanto a las PYMEs, el 74% de las checas y el 87% de las alemanas coinciden en su elevada relevancia, mientras que en el caso de las Grandes Empresas llega al 100% de las consultadas. De todas formas, resalta el alto número de PYMEs checas, i.e. 27%, que cree que la digitalización no va a desempeñar una gran influencia en los procesos de creación de valor de su actividad.

En cuanto a la influencia de la digitalización en el trabajo, los resultados concluyen que cerca del 61% de las empresas checas y el 63% de las alemanas opinan que el número de empleados de sus empresas se verá afectado por la digitalización. En la misma línea, tan solo entre un 12%-16% de las organizaciones consultadas cree que no tendrá ningún efecto.

Sobre las inversiones realizadas en los tres últimos años decir que el número de respuestas recogidas es de un total de 85. En el caso de la República Checa, un 64% de las PYMEs y un 40% de las grandes compañías no las llevado a cabo, mientras que en el caso alemán la cifra es de un 45% y un 44% respectivamente.

En los casos en los que el resultado ha sido favorable, se observa un número de PYMEs inferior, ya que solo el 36% de las checas y un 54% de las alemanas las han llevado a cabo. En ambos casos, las grandes compañías son las que más han invertido, lo cual está en línea con las investigaciones existentes. En cuanto a la posibilidad de hacerlas en los próximos cinco años la mayoría de las respuestas obtenidas se encuentran en un rango que oscila entre 0-6%. En el caso de las PYMEs, dicha cifra asciende a un 74% en la República Checa y a un 76% en Alemania, mientras que en las Grandes Empresas es del 100% y del 75% respectivamente. Finalmente, la percepción que tienen las empresas sobre su posicionamiento en la I40 respecto a sus competidores es buena, ya que el 73% de las compañías encuestadas de la República Checa y el 85% de Alemania consideran que están en la media o por encima de ella.

En cuanto al coeficiente de correlación de Pearson decir que se utiliza para medir la correlación entre dos variables, llegando a determinar la dirección y la fuerza de la misma. Concretamente, los valores que se obtienen oscilan entre -1 y 1 y su cálculo se realiza a través de la ecuación 1.

$$r = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad [1]$$

Así, tal y como se observa en la Tabla 20, existe una correlación positiva muy alta entre las variables valor y posición (0.8507), mientras que la correlación positiva entre las variables inversión 5 y empleados es alta (0.5776). En cambio, existen correlaciones negativas altas entre las variables posición y empleados (-0.5468), valor y empleados (-0.6058) y valor e inversiones 5 (-0.6284). A su vez, la correlación negativa entre posición e inversión 5 es media (-0.484). El resto de las correlaciones analizadas oscilan entre valores cercanos a 0, por lo que su correlación es muy baja.

	País	Tamaño	Empleados	Inversión3	Inversión5	Posición	Valor
País	1.0000						
Tamaño	-0.1211	1.0000					
Empleados	0.0239	0.0822	1.0000				
Inversión3	0.1851	0.1271	0.0644	1.0000			
Inversión5	0.1216	0.0131	0.5776	0.1710	1.0000		
Posición	-0.1678	-0.1282	-0.5468	0.0727	-0.484	1.0000	
Valor	-0.1554	0.0984	-0.6058	0.1109	-0.6284	0.8507	1.0000

Tabla 20. Matriz de correlaciones. Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 21 se recogen los resultados del análisis de correlación para las empresas de la República Checa (País= 0) y las Grandes Empresas (Tamaño = 0). Así, se observa que existe una correlación positiva muy alta entre las variables valor y posición (0.8703) e inversión 5 y empleados (0.8001). A su vez, existe una correlación negativa muy alta entre posición y empleados (-0.7311), posición e inversión 5 (-0.8432) y valor e inversión 5 (-0.8242), mientras que la que corresponde a las variables valor y empleados (-0.6087) es alta.

País = 0, Tamaño = 0	País	Tamaño	Empleados	Inversión3	Inversión5	Posición	Valor
País	.						
Tamaño	.	.					
Empleados	.	.	1.0000				
Inversión3			

Inversión5	.	.	0.8001	.	1.0000	
Posición	.	.	-0.7311	.	-0.8432	1.0000
Valor	.	.	-0.6087	.	-0.8242	0.8703 1.0000

Tabla 21. Matriz de correlaciones respecto a las Grandes Empresas de la República Checa.

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la Tabla 22 se recogen los resultados del análisis de correlación para las empresas de la República Checa (País= 0) y PYMEs (Tamaño = 1). Concretamente, se constata que existe una alta y muy alta correlación positiva entre, por un lado, las variables inversión 5 y empleados y, por otro lado, valor y posición. A su vez, existen correlaciones negativas altas entre las variables valor y empleados (-0.5828) e inversión 5 y valor (-0,6706). El valor que se obtiene entre posición e inversión 5 es un valor medio.

País = 0, Tamaño = 1	País	Tamaño	Empleados	Inversión3	Inversión5	Posición	Valor
País	.						
Tamaño	.	.					
Empleados	.	.	1.0000				
Inversión3	.	.	0.0399	1.0000			
Inversión5	.	.	0.6842	-0.1868	1.0000		
Posición	.	.	-0.3895	0.1763	-0.4950	1.0000	
Valor	.	.	-0.5828	0.2552	-0.6706	0.9050	1.0000

Tabla 22. Matriz de correlaciones respecto a las PYMEs de la República Checa. Fuente:

Elaboración propia.

En la Tabla 23 se describen los resultados de las correlaciones respecto a las Grandes Empresas (Tamaño = 0) de Alemania (País= 1). De esta forma, se constata que las variables valor y posición tienen una correlación positiva muy alta (0.8825). En la misma línea, las variables inversión 5 e inversión 3 tienen una correlación alta (0.5547), ya que su valor oscila entre 0.5 y 0.7. En el caso de las variables posición y valor respecto a la de empleados son muy altas (-0.7119) y altas, respectivamente.

País = 1, Tamaño = 0	País	Tamaño	Empleados	Inversión3	Inversión5	Posición	Valor
País	.						
Tamaño	.	.					
Empleados	.	.	1.0000				
Inversión3	.	.	0.0822	1.0000			
Inversión5	.	.	0.3534	0.5547	1.0000		
Posición	.	.	-0.7119	0.1732	-0.2402	1.0000	
Valor	.	.	-0.5305	0.3397	-0.1413	0.8825	1.0000

Tabla 23. Matriz de correlaciones respecto a las Grandes Empresas de Alemania. Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, la Tabla 24, muestra la matriz de correlaciones para las PYMEs (Tamaño = 1) de Alemania (País= 1). En ella se reflejan unas correlaciones negativas altas entre las variables posición, valor y empleados, i.e. -0.7033 y -0.7679 respectivamente, e inversiones 5 respecto a valor (-0.6115): En el caso de la variable inversión 5 e inversión 3 la correlación positiva es alta (0.6395).

País = 1, País Tamaño Empleados Inversión3 Inversión5 Posición Valor
 Tamaño = 1

País
Tamaño
Empleados	.	.	1.0000
Inversión3	.	.	0.0407	1.0000	.	.	.
Inversión5	.	.	0.4438	0.6395	1.0000	.	.
Posición	.	.	-0.7033	0.0659	-0.4146	1.0000	.
Valor	.	.	-0.7679	-0.1236	-0.6115	0.0000	1.0000

Tabla 24. Matriz de correlaciones respecto a las PYMEs de Alemania. Fuente:
 Elaboración propia.

3.5 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación

El proceso de integración de la I40 implica una gran variedad de ventajas, limitaciones y retos a los que las empresas, tanto grandes como las PYMEs, no pueden renunciar. Así, los datos de la encuesta analizada muestran que las Grandes Empresas tienen un mayor interés y recursos que las PYMEs para el proceso de digitalización que se deriva de la I40, siendo Alemania el país donde más conciencia hay sobre su importancia. En el caso de la digitalización y el proceso de producción, las PYMEs muestran menos expectativas de alcanzar un alto grado de digitalización.

Un aspecto no recogido, en la primera versión del estudio realizado, es la implicación del factor humano desde las primeras fases de la transformación digital para facilitar su posterior implementación operativa. En este sentido, diversos estudios han identificado un alto ratio de fracaso en implantaciones operativas de transformaciones digitales debido a la resistencia al cambio de las

personas. Dicho ratio de fracaso se sitúa entre el 60% y 90% de las implantaciones (Block, 2022; Ramesh y Denle, 2021, Deloitte 2020). Para superar dichas resistencias se han propuesto en la literatura diversas acciones, e.g. compartir con los trabajadores el porqué de la implantación digital, explicar cómo van a transformarse sus funciones y actividades tras la implantación, formarles en el sentido y uso de las herramientas digitales de la implantación digital a realizar, así como gestionar el proceso de cambio de actividades y roles de las personas y equipos implicados (Van Veldhoven y Vanthienen, 2023; Harmoko, et al. 2022; Bhargava, Bester y Bolton, 2021; Nicolás, Jiménez y Maeso, 2021; Westerman, Soule, Eswaran, 2019;). Se identifica como línea de trabajo incorporar este aspecto en una futura versión del estudio para enriquecer en análisis de factores críticos y procesos a gestionar.

3.6 Referencias bibliográficas

Adesemowo, A. K., Von Solms, R., & Botha, R. A. (2016). Safeguarding information as an asset: Do we need a redefinition in the knowledge economy and beyond?. *South African Journal of Information Management*, 18(1), 1-12, doi: <https://hdl.handle.net/10520/EJC189658>

Agostini, L. & Nosella, A. (2020). The adoption of Industry 4.0 technologies in SMEs: results of an international study, *Management Decision*, 58 (4), 625-643, doi:<https://doi.org/10.1108/MD-09-2018-0973>

Ahituv, N. (1989). Assessing the value of information: problems and approaches. *ICIS 1989 Proceedings*. 45, doi:<https://aisel.aisnet.org/icis1989/45>

Alieva, J., & Powell, D. J. (2022). The significance of employee behaviours and soft management practices to avoid digital waste during a digital transformation. *International Journal of Lean Six Sigma*, doi:<https://doi.org/10.1108/IJLSS-07-2021-0127>

Alshammari, M., & Simpson, A. (2018). Personal data management: an abstract personal data lifecycle model. In *Business Process Management Workshops: BPM 2017 International Workshops, Barcelona, Spain, September 10-11, 2017, Revised Papers 15*, 685-697. Springer International Publishing, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-74030-0_55

Alshboul, Y., Nepali, R. K., & Wang, Y. (2015). Big Data LifeCycle: Threats and Security Model. In *Proceeding AMCIS*, doi: <https://aisel.aisnet.org/amcis2015/ISSecurity/GeneralPresentations/16>

Bagheri, B. S. Yang, H.-A. Kao, & Lee, J. (2015). Cyber-physical Systems Architecture for Self-Aware Machines in Industry 4.0 Environment, *IFAC-*

Basl, J. (2017). Pilot study of readiness of Czech companies to implement the principles of Industry 4.0. *Management and Production Engineering Review*, 8, doi:[10.1515/mper-2017-0012](https://doi.org/10.1515/mper-2017-0012)

Beier, G., Matthess, M., Shuttleworth, L., Guan, T., Grudzien, D. I. D. O. P., Xue, B., ... & Chen, L. (2022). Implications of Industry 4.0 on industrial employment: A comparative survey from Brazilian, Chinese, and German practitioners. *Technology in society*, 70, 102028, doi:<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102028>

Bhargava, A., Bester, M., Bolton, L. (2021) Employees' Perceptions of the Implementation of Robotics, Artificial Intelligence, and Automation (RAIA) on Job Satisfaction, Job Security, and Employability. *Journal of Technology in Behavioral Science*, 6, 106–113, doi: <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00153-8>

Block, C. (2022) 12 Reasons Your Digital Transformation Will Fail. *Forbes Coaches Council*. Web: <https://www.forbes.com/sites/forbescoachescouncil/2022/03/16/12-reasons-your-digital-transformation-will-fail/>

Bosman, L., Hartman, N., & Sutherland, J. (2019). How manufacturing firm characteristics can influence decision making for investing in Industry 4.0 technologies. *Journal of Manufacturing Technology Management*, doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-0283>

Bulger, M., Taylor, G., & Schroeder, R. (2014). Data-driven business models: challenges and opportunities of big data. *Oxford Internet Institute. Research Councils UK: NEMODE, New Economic Models in the Digital Economy*.

Cao, H., Wachowicz, M., Renso, C., & Carlini, E. (2019). Analytics everywhere: generating insights from the internet of things. *Ieee Access*, 7, 71749–71769, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2919514](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919514)

Castellano-Fernández, E., & Lopez-Odriozola, U. (2020). A servitization roadmap for Basque manufacturing SMEs. *Advanced Services for Sustainability and Growth*, 72.

Comisión Europea (2003). COMMISSION RECOMMENDATION of 6 May 2003 concerning the definition of micro, small and medium-sized enterprises (notified under document number C(2003) 1422) (Text with EEA relevance) (2003/361/EC) <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32003H0361>

Cox, A. M., & Tam, W. W. T. (2018). A critical analysis of lifecycle models of the research process and research data management. *Aslib Journal of Information Management*, doi: <https://doi.org/10.1108/AJIM-11-2017-0251>

Chaki, S. (2015). The Lifecycle of Enterprise Information Management. In: *Enterprise Information Management in Practice*. Apress, Berkeley, CA, doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-1218-9_2

Deloitte (2015). Industry 4.0 Challenges and solutions for the digital transformation and use of exponential technologies. *Finance, Audit Tax Consulting Corporate: Zurich, Swiss*, 1-12.

Deloitte (2020) Digital Transformation: Are people still our greatest asset?

Web: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/uk/Documents/about-deloitte/deloitte-uk-digital-transformation-are-people-still-our-greatest-asset.pdf>

Klitou, D., Conrads, J. & Rasmussen, M., Probst, L. & Pedersen, B. (2017). Germany: Industry 4.0, Digital Transformation Monitor. PwC

Eller, R., Alford, P., Kallmünzer, A., & Peters, M. (2020). Antecedents, consequences, and challenges of small and medium-sized enterprise digitalization. *Journal of Business Research*, 112, 119-127, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.03.004>

Ghadimi, P., Donnelly, O., Sar, K., Wang, C., & Azadnia, A. H. (2022). The successful implementation of industry 4.0 in manufacturing: An analysis and prioritization of risks in Irish industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121394, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121394>

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

Gierej, S. (2017). Techniques for designing value propositions applicable to the concept of outcome-economy. *Engineering Management in Production and Services*, 9(1), 56-63, doi: <https://doi.org/10.1515/emj-2017-0006>

Gölzer, P., Cato, P., & Amberg, M. (2015). Data processing requirements of industry 4.0-use cases for big data applications, doi: http://aisel.aisnet.org/ecis2015_rip/61

Griffin, P. C., Khadake, J., LeMay, K. S., Lewis, S. E., Orchard, S., Pask, A., ... & Schneider, M. V. (2017). Best practice data life cycle approaches for the life sciences. *F1000Research*, 6, doi: [10.12688/f1000research.12344.2](https://doi.org/10.12688/f1000research.12344.2)

Grodek-Szostak, Z., Siguencia, L. O., Szelag-Sikora, A., & Marzano, G. (2020). The impact of industry 4.0 on the labor market. In *2020 61st International Scientific Conference on Information Technology and Management Science of Riga Technical University*, 1-5, doi: [10.1109/ITMS51158.2020.9259295](https://doi.org/10.1109/ITMS51158.2020.9259295)

Harmoko, H., Ramírez, A.J., Enríquez, J.G., Axmann, B. (2022). Identifying the Socio-Human Inputs and Implications in Robotic Process Automation (RPA): A Systematic Mapping Study. In: Marrella, A., et al. *Business Process Management: Blockchain, Robotic Process Automation, and Central and Eastern Europe Forum. BPM 2022. Lecture Notes in Business Information Processing*, vol 459. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-031-16168-1_12

Horváth, D. & Szabó, R.Z. (2019). *Driving Forces and Barriers of Industry 4.0: Do Multinational and Small and Medium Sized Companies have Equal*

Opportunities?. *Technological Forecasting & Social Change*, 146, 119-132, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.05.021>

Hozdić, E. (2015). Smart factory for industry 4.0: A review. *International Journal of Modern Manufacturing Technologies*, 7(1), 28-35, doi: <https://www.ijmmt.ro/international-journal-ijmmt.php?volume=vol7no22015>

Kazemargi, N., & Spagnoletti, P. (2020). IT investment decisions in industry 4.0: evidences from SMEs. In *Digital Business Transformation*, 77-92. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-47355-6_6

Khin, S., & Kee, D. M. H. (2022). Factors influencing Industry 4.0 adoption. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(3), 448-467, doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-03-2021-0111>

Kilimis, P., Zou, W., Lehmann, M., & Berger, U. (2019). A survey on digitalization for SMEs in Brandenburg, Germany. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 2140-2145, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.522>

Kipper, L. M., Iepsen, S., Dal Forno, A. J., Frozza, R., Furstenau, L., Agnes, J., & Cossul, D. (2021). Scientific mapping to identify competencies required by industry 4.0. *Technology in Society*, 64, 101454, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101454>

Khan, M., Wu, X., Xu, X., & Dou, W. (2017). Big data challenges and opportunities in the hype of Industry 4.0. In *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Paris, France, May 2017, 1–6, doi: [10.1109/ICC.2017.7996801](https://doi.org/10.1109/ICC.2017.7996801)

Koch, V., Kuge, S., Geissbauer, R., & Schrauf, S. (2014). Industry 4.0: Opportunities and challenges of the industrial internet. *Strategy & PwC*, 5-50.

Lasi, H., Fettke P., Feld T., Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242, doi: <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>

Lee, J., Kao, H.-A., & Yang, S. (2014). Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment, *Procedia CIRP*, 16, 3–8, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001>

Lidong, W., & Guanghui, W. (2016). Big Data in Cyber-Physical Systems, Digital Manufacturing and Industry 4.0, *International Journal of Engineering and Manufacturing*, 6 (4), 1–8, doi: [10.5815/ijem.2016.04.01](https://doi.org/10.5815/ijem.2016.04.01)

Maresova, P., Soukal, I., Svobodova, L., Hedvicakova, M., Javanmardi, E., Selamat, A., & Krejcar, O. (2018). Consequences of industry 4.0 in business and economics. *Economies*, 6(3), 46, doi: <https://doi.org/10.3390/economies6030046>

Ménnière, Y. A. N. N., Rudyk, I., & Valdes, J. (2017). *Patents and the Fourth Industrial Revolution: The inventions behind digital transformation*. European Patent Office.

Moeuf, A., Pellerin, R., Lamouri, S., Tamayo-Giraldo, S., & Barbaray, R. (2018). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International journal of production research*, 56(3), 1118-1136, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1372647>

Mohamed, M. (2018). Challenges and benefits of industry 4.0: An overview. *International Journal of Supply and Operations Management*, 5(3), 256-265, doi: [10.22034/2018.3.7](https://doi.org/10.22034/2018.3.7)

Mosconi, F. (2015). The new European industrial policy: Global competitiveness and the manufacturing renaissance. London, England: Routledge, doi: <https://doi.org/10.4324/9781315761756>

Mosterman, P. J., & Zander, J. (2016). Industry 4.0 as a cyber-physical system study. *Software & Systems Modeling*, 15(1), 17-29, doi: <https://doi.org/10.1007/s10270-015-0493-x>

Mourtzis, D., Vlachou, E., Milas, N. J. P. C. (2016). Industrial Big Data as a result of IoT adoption in manufacturing. *Procedia CIRP* 2016, 55, 290–295, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.038>

Müller, J. M., Buliga, O., & Voigt, K. I. (2018). Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 132, 2–17, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.019>

Müller, J., Maier, L., Veile, J., & Voigt, K. I. (2017). Cooperation strategies among SMEs for implementing industry 4.0. In *Digitalization in Supply Chain Management and Logistics: Smart and Digital Solutions for an Industry 4.0 Environment. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics* 23, 301-318. Berlin: epubli GmbH, doi: [10.15480/882.1462](https://doi.org/10.15480/882.1462)

Nagy, J., Oláh, J., Erdei, E., Máté, D., & Popp, J. (2018). The role and impact of Industry 4.0 and the internet of things on the business strategy of the value chain—the case of Hungary. *Sustainability*, 10(10), 3491, doi: <https://doi.org/10.3390/su10103491>

Nazarov, D., & Klarin, A. (2020). Taxonomy of Industry 4.0 research: Mapping scholarship and industry insights. *Systems Research and Behavioral Science*, 37(4), 535-556, doi: <https://doi.org/10.1002/sres.2700>

Nicolás, A., Jiménez, D., Maeso, F. (2021) The role of human resource practices in the implementation of digital transformation. *International Journal of Manpower*, 43(2), 395-410.

Nwaiwu, F., Duduci, M., Chromjakova, F., & Otekhile, C. A. F. (2020). Industry 4.0 concepts within the Czech SME manufacturing sector: an empirical assessment of critical success factors. *Business: Theory and Practice*, 21(1), 58-

70, doi: <https://doi.org/10.3846/btp.2020.1071>

Pereira, A. C., & Romero, F. (2017). A review of the meanings and the implications of the Industry 4.0 concept. *Procedia Manufacturing*, 13, 1206-1214, doi:<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.09.032>

Piccarozzi, M., Aquilani, B., & Gatti, C. (2018). Industry 4.0 in management studies: A systematic literature review. *Sustainability*, 10(10), 3821, doi: <https://doi.org/10.3390/su10103821>

Ramesh, N. Denle. D. (2021) Digital Transformation: How to Beat the 90% Failure Rate? *IEEE Engineering Management Review*, 2021, doi: [10.1109/EMR.2021.3070139](https://doi.org/10.1109/EMR.2021.3070139)

Roblek, V., Meško, M., & Krapež, A. (2016). A complex view of industry 4.0. *Sage Open*, 6(2), doi: <https://doi.org/10.1177/2158244016653987>

Rüegg, J., Gries, C., Bond-Lamberty, B., Bowen, G. J., Felzer, B. S., McIntyre, N. E., ... & Weathers, K. C. (2014). Completing the data life cycle: using information management in macrosystems ecology research. *Frontiers in Ecology and the Environment* 2014, 12(1), 24–30, doi: <https://doi.org/10.1890/120375>

Saniuk, S., Grabowska, S., & Grebski, W. (2022). Knowledge and Skills Development in the Context of the Fourth Industrial Revolution Technologies: Interviews of Experts from Pennsylvania State of the USA. *Energies*, 15(7), 2677, doi: <https://doi.org/10.3390/en15072677>

Serumaga-Zake, J. M., & van der Poll, J. A. (2021). Addressing the Impact of Fourth Industrial Revolution on South African Manufacturing Small and Medium Enterprises (SMEs). *Sustainability*, 13(21), 11703, doi: <https://doi.org/10.3390/su132111703>

Setyaningsih, S., Kelle, P., & Maretan, A. S. (2020). Driver and barrier factors of industry 4.0 implementation for small and medium-sized enterprises: An overview. *Economic and Social Development: Book of Proceedings*, 343-354, doi: <https://vuir.vu.edu.au/41600/>

Shah, S. I. H., Peristeras, V., & Magnisalis, I. (2021). DaLiF: a data lifecycle framework for data-driven governments. *Journal of Big Data*, 8(1), 1–44, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00481-3>.

Sima, V., Gheorghe, I. G., Subić, J., & Nancu, D. (2020). Influences of the industry 4.0 revolution on the human capital development and consumer behavior: A systematic review. *Sustainability*, 12(10), 4035, doi: <https://doi.org/10.3390/su12104035>

Snieška, V., Navickas, V., Havierníková, K., Okręglicka, M., & Gajda, W. (2020). Technical, information and innovation risks of industry 4.0 in small and medium-

sized enterprises—case of Slovakia and Poland. *Journal of Business Economics and Management*, 21(5), 1269-1284, doi: <https://doi.org/10.3846/jbem.2020.12279>

Sommer, L. (2015). Industrial revolution - industry 4.0. Are German manufacturing SMEs the first victims of this revolution? In: *Journal of Industrial Engineering and Management*, 8(5) , doi: <http://dx.doi.org/10.3926/jiem.1470>

Sony, M., Antony, J., Mc Dermott, O., & Garza-Reyes, J. A. (2021). An empirical examination of benefits, challenges, and critical success factors of industry 4.0 in manufacturing and service sector. *Technology in Society*, 67, 101754, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101754>

Stentoft, J., Aadsbøll Wickstrøm, K., Philipsen, K., & Haug, A. (2021). Drivers and barriers for Industry 4.0 readiness and practice: empirical evidence from small and medium-sized manufacturers. *Production Planning & Control*, 32(10), 811-828, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768318>

Thompson, N. M., DeLay, N. D., & Mintert, J. R. (2021). Understanding the farm data lifecycle: collection, use, and impact of farm data on US commercial corn and soybean farms. *Precision Agriculture*, 22(6), 1685–1710, doi: <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09807-w>

Ustundag, A., & Cevikcan, E. (2018). *Industry 4.0: managing the digital transformation*. Springer, doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-57870-5>

Pilloni, V. (2018). How data will transform industrial processes: Crowdsensing, crowdsourcing and big data as pillars of industry 4.0. *Future Internet*, 10(3), 24, doi: <https://doi.org/10.3390/fi10030024>

Van Veldhoven, Z., Vanthienen, J. (2023), Best practices for digital transformation based on a systematic literatúra review. *Digital Transformation and Society*, 2(2),104-128, doi: <https://doi.org/10.1108/DTS-11-2022-0057>

Veile, J.W., Kiel, D., Müller, J.M. & Voigt, K.-I. (2020). Lessons learned from Industry 4.0 implementation in the German manufacturing industry. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31 (5), 977-997, doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0270>

Vendrell-Herrero, F., Bustinza, O. F., Parry, G., & Georgantzis, N. (2017). Servitization, digitization and supply chain interdependency. *Industrial Marketing Management*, 60, 69-81, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.06.013>

Vide, R. K., Hunjet, A., & Kozina, G. (2022). Enhancing Sustainable Business by SMEs' Digitalization. *Journal of Strategic Innovation & Sustainability*, 17(1), doi: <https://doi.org/10.33423/jsis.v17i1>

Vrchota, J., Volek, T., & Novotná, M. (2019). Factors introducing industry 4.0 to SMES. *Social Sciences*, 8(5), 130, doi: <https://doi.org/10.3390/socsci8050130>

Westerman, G., Soule, D.L., Eswaran, A. (2019) Building Digital-Ready Culture in Traditional Organizations: Getting your company into digital shape doesn't mean dumping everything that has made it strong. *MIT Sloan Management Review*, Summer 2019 Issue Research Feature.

Xu, L. D., & Duan, L. (2019). Big data for cyber physical systems in industry 4.0: a survey, *Enterprise Information Systems*, 13 (2), 148–169, Feb. 2019, doi: <https://doi.org/10.1080/17517575.2018.1442934>

Yu, F., & Schweisfurth, T. (2020). Industry 4.0 technology implementation in SMEs—A survey in the Danish-German border region. *International Journal of Innovation Studies*, 4(3), 76-84, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijis.2020.05.001>

CAPÍTULO IV
Ciclo de vida del dato industrial

Capítulo IV. Ciclo de vida del dato industrial

En el cuarto capítulo de esta tesis doctoral se investiga el concepto del ciclo de vida del dato en el sector industrial, identificando y comparando las distintas etapas existentes en los modelos analizados. A través ello se consigue un mayor conocimiento del proceso de transformación de los datos, lo que ayuda a conocer los costes que se producen en el proceso de transformación de los mismos, mejorando la eficiencia de los servicios digitales ofertados y la toma de decisiones por parte de las empresas.

4.1 Introducción

La creciente cantidad de datos que se producen a través de sensores integrados en las máquinas herramientas y las soluciones basadas en la nube (Mourtzis et al., 2016) ha influido en la necesidad de entender la digitalización de las empresas (Harkonen et al., 2020), la gestión de los datos industriales (Saqlain et al., 2019) y el Big Data durante la fabricación de productos (Siddiqi et al., 2016; Cui et al., 2020; Li et al., 2022). Así, "basándose en el potencial para desarrollar flujos de valor ofrecidos sobre la base de nuevas soluciones de procesamiento de datos" (Gölzer y Fritzsche, 2017, p1), la actual transformación digital está modificando las propias estructuras organizacionales de la industria. Concretamente, los sistemas de servicios de productos industriales (Alexopoulos et al., 2018; Li et al., 2021), y los impulsados por datos (Zambetti et al., 2020) son cada vez más importantes, así como las estrategias de fijación de precios de las ofertas de servicios (Rapaccini, 2015).

Para ofrecer estas soluciones, hay que considerar los aspectos relacionados con el PLM (Zhao y Hou (2018), definido por Stark (2011, p.1) como "la actividad empresarial de gestionar, de la manera más eficaz, los productos de una empresa durante todo su ciclo de vida". Al respecto, Wellsandt et al. (2016) ofrecen un estudio de los modelos de ciclo de vida de los productos, mientras que Majeed et al. (2019) identifican tres fases principales del PLM, a saber, el inicio de la vida útil (BOL), la mitad de la vida útil (MOL) y el final de la vida útil (EOL). Gräßler y Pottebaum (2021) hacen lo propio cuando plantean un ciclo de vida genérico, tal y como se observa en la Figura 17.

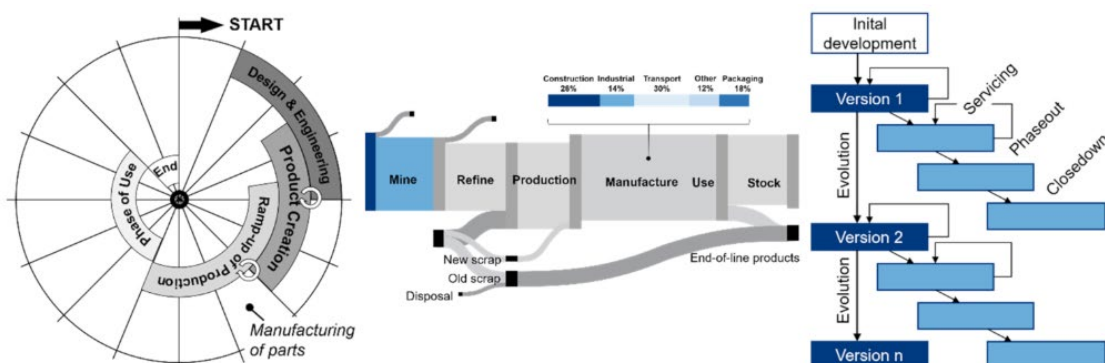


Figura 17. Ciclo de vida del producto. Fuente: Gräßler y Pottebaum (2021).

Como se puede observar en la Figura 17, el ciclo de vida que se muestra contiene tres apartados. El primero de ellos se centra en el desarrollo del producto, la producción y su uso, mientras que el segundo analiza más los aspectos relacionados con el volumen del material requerido para la fabricación. Finalmente, el tercero recoge el ciclo de vida del software requerido para el desarrollo de las anteriores etapas.

En el caso de Suarez-Fernandez et al. (2020) se analizan los factores humanos en la I40 y en el propio ciclo de vida, mientras que en la investigación realizada por Corallo et al. (2020) se identifican distintas normas industriales complementarias al PLM, entre las que destacan las planteadas por la Organización Internacional para la Estandarización (ISO), i.e. ISO 10303-239, sobre las actividades de apoyo al PLM o la ISO 15531, sobre la gestión de los datos industriales. En la misma línea, Kambanou (2020) afirma que la columna vertebral del PLM es la gestión de los datos, la información y el conocimiento a lo largo de su ciclo de vida. Así, Zhang et al. (2019, p.2) afirma que " el PLM para productos complejos se centra en el ciclo de vida completo del producto, haciendo hincapié en el seguimiento y la gestión de los datos del ciclo de vida".

En consonancia con las consideraciones anteriores, este capítulo tiene como objetivo el ciclo de vida del dato (DLC), definido genéricamente por Otto (2015) como un conjunto de procesos de transformación de datos para producir información. Según Sinaeepourfard et al. (2016) un modelo DLC suele estar orientado a un escenario concreto, abordando sus requisitos y retos específicos, por lo que este artículo analiza el caso específico de DLC en el sector de la fabricación industrial. Así, la pregunta de investigación que se plantea es la siguiente: ¿qué características tienen los modelos del DLC?

Para responder a esta pregunta de investigación, la sección 2 describe los objetivos de la investigación y la metodología aplicada, la sección 3 detalla las principales características de DLC mientras que la sección 4 se centra en uno de los apartados del DLC, concretamente, el ciclo de vida del dato que derivada del producto (PDLC). En la sección 5 se detallan las conclusiones, se muestran

las limitaciones de la investigación y se plantean las futuras líneas de investigación.

4.2 Objetivos y metodología de la investigación

Este capítulo tiene como objetivo analizar el DLC en el sector industrial, investigando y comparando las características de los modelos que estructuran sus distintas fases. A través del estudio de dichas etapas se consigue un mayor conocimiento del proceso de transformación de los datos, lo que ayuda a conocer los costes que se producen en el proceso de transformación de los mismos, mejorando la eficiencia de los servicios ofertados y la toma de decisiones por parte de las empresas.

Su comprensión facilita un mayor conocimiento de los costes durante el proceso de transformación de los datos, ayudando a mejorar la eficiencia de los servicios digitales que ofrecen las empresas. A su vez, se investiga un aspecto clave del DLC, i.e. PDLC, que relaciona de los datos y las distintas etapas del ciclo de vida del producto.

Para realizar la revisión sistemática de la literatura se ha utilizado la metodología recogida en el apartado 1.4 de este documento, concretamente el modelo PRISMA, representado en la Figura 18 y que se realiza en cuatro fases. i.e. identificación de las investigaciones, cribado, idoneidad e inclusión. Además, se han utilizado las bases de datos Scopus y Google Scholar como fuentes de referencias y entre los criterios de inclusión y exclusión las investigaciones científicas se encuentran los siguientes aspectos: que los documentos consultados tengan que haber sido escritos en inglés o en castellano y que la literatura científica investigada haya sido publicada en forma de actas de conferencias, publicaciones de revistas o libros blancos. Además, los artículos han tenidos que ser publicados entre el rango de años 2010-2022.

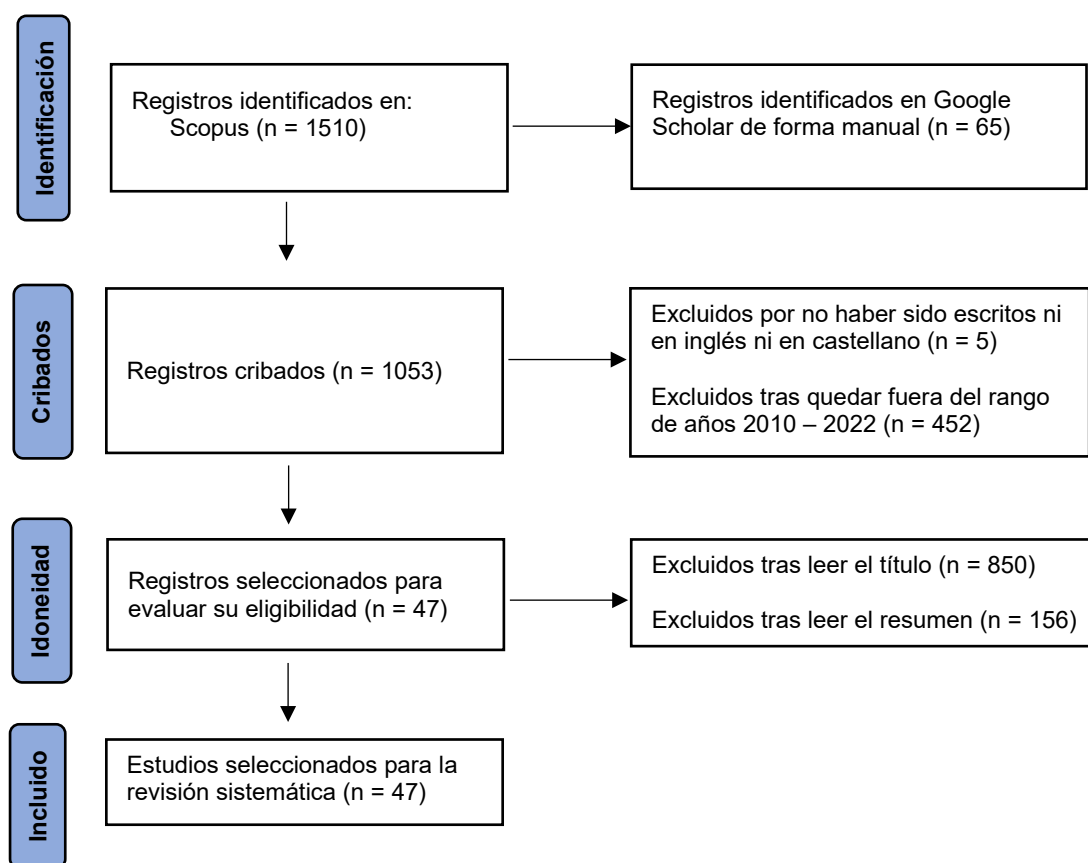


Figura 18. Modelo PRISMA para el capítulo IV. Fuente: Elaboración propia.

4.3 DLC

El DLC es definido por Ball (2012) como una estructura que identifica las distintas operaciones que se realizan durante la vida del dato, desde su producción, pasando por las etapas de transformación hasta el final de vida útil del dato. Para Kiourtis et al. (2016) el DLC facilita la gestión de los datos a largo plazo, haciendo posible la reutilización de los datos más allá de la idea original para la que fueron creados. En el caso de Mazumdar et al. (2019) detallan dos lógicas principales de DLC, que tienen que ver con la gestión de datos genéricos y los del Big Data. El primero se centra en actividades como la generación, colección, almacenamiento, publicación, procesamiento y análisis de datos, mientras que el segundo, incide más en la obtención del valor. En cambio, Rahul y Banyal (2020) investigan la gestión del ciclo de vida en el marco del Big Data, identificando seis etapas de un modelo DLC: creación, almacenaje, uso, transmisión, archivado y destrucción. A su vez, Sinaeepourfard et al. (2016)

menciona el DLC para organizar, utilizar y explotar conjuntos de datos complejos (Big) Data, mientras que Abasova et al. (2021) utiliza la estructura del DLC para identificar los problemas que se derivan de la preparación de los datos, i.e. exactitud, integridad, coherencia, plazos, validez y singularidad, y poder darles una solución. En paralelo, otros autores (Sivarajah et al., 2017; Polyzotis et al., 2018) identifican los retos del DLC y el Big Data relacionados con las características de los propios datos, el proceso y los retos de gestión. En el caso de Saggi y Jain (2018) se basan en distintas etapas del ciclo de vida de los datos para detallar las características de la arquitectura del Big Data, tal y como se observa en la Figura 19.

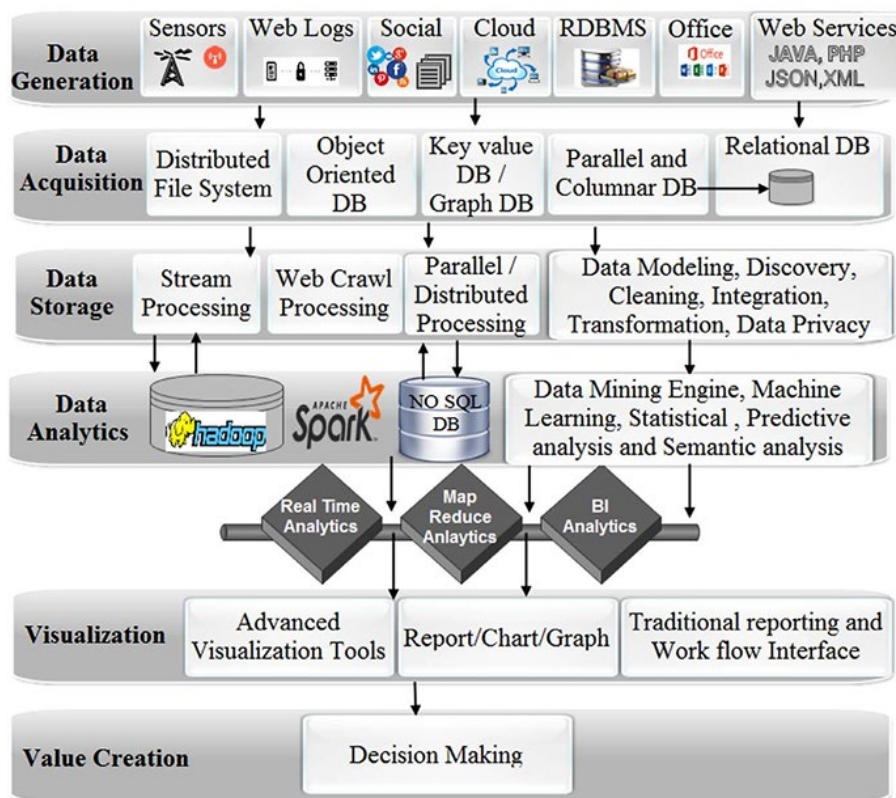


Figura 19. Arquitectura del Big Data. Fuente: Saggi y Jain (2018, p. 11).

En paralelo, el DLC se utiliza indirectamente en otras definiciones similares, tales como: la gestión de datos, la curación de datos y la cadena de valor de (Big) data. Así, Henderson et al. (2017, p. 45) señalan que “la gestión de datos es el desarrollo, ejecución y supervisión de planes, políticas, programas y prácticas que ayudan a entregar, controlar, proteger y mejorar el valor del dato y la información durante su ciclo de vida”. Para Stonebrake et al. (2013, p.1) la

curación de datos es “el acto de descubrir una fuente de datos de interés, limpiar y transformar los nuevos datos, integrarlos semánticamente con otras fuentes de datos locales y duplicar el compuesto resultante”. Por último, la cadena de valor de Big Data es definida por Faroukhi et al. (2020, p. 1) "proporciona funciones e interfaces para hacer frente a las diferentes fases del DLC digital, desde la creación hasta la destrucción".

Las Tablas 25 y 26 muestran una lista de artículos donde se utiliza el PDL, describiendo 5 elementos relacionados con su dominio académico y objetivos, la forma en que se utiliza el concepto, el número de fases del PDL y las palabras clave que definen la fase de transformación.

Autores	Ámbito	Objetivo de la investigación	El concepto DLC se utiliza para	Fases	Palabras clave
Otto (2015)	Industria / Negocios	Analizar los retos de los datos maestros: medir su calidad a lo largo del ciclo de vida, evaluar el valor y la forma de gestionarlos como recurso estratégico.	Caracterizar el recurso de datos. Desarrollar el marco propuesto.	4	Fase
Ahn et al. (2016)	General	Analizar y desarrollar un ciclo de vida de datos IoT, así como un mecanismo de etiquetado de datos.	Desarrollar el marco propuesto.	7	Pasos
Kiourtis et al. (2016)	General	Desarrollo de un enfoque para interconectar y utilizar los datos de un dominio específico en otros dominios diferentes.	Proporcionar la información necesaria para gestionar eficazmente los datos. Apoyar la reutilización de los datos.	8	Pasos
Sinaeepourfar et al. (2016)	General	Propuesta de un modelo de DLC exhaustivo y agnóstico.	Mejorar la solución de gestión de datos y la creación de conocimiento.	3	Bloques
Santos et al. (2017)	Industria	Analizar, proponer e implementar una arquitectura Big Data Analytics retos.	Desarrollar la arquitectura propuesta.	5	Capa

Sivarajah et al. (2017)	Organización	Analizar los retos de Big Data, así como los métodos de Big Data Analytics.	Agrupar los diferentes retos de Big Data.	3	Proceso
-------------------------	--------------	---	---	---	---------

Tabla 25. Modelos sobre el ciclo de vida del dato I. Fuente: Elaboración propia.

Autores	Ámbito	Objetivo de la investigación	El concepto DLC se utiliza para	Fases	Palabras clave
Tao et al. (2018)	Smart Manuf.	Análisis de Big Data en fabricación inteligente, proponiendo un marco conceptual, así como identificando diferentes escenarios de aplicación.	Presentar una perspectiva histórica de los datos de fabricación. Describir las diferentes etapas de transformación.	6	Pasos
Zambetti et al. (2019)	Manuf.	Desarrollar un marco para el DLC	Desarrollar el marco propuesto.	4	Fases
Saqlain et al. (2019)	Smart Manuf. / IoT	Desarrollo de un marco para el sistema de gestión de datos industriales (IDMS) basado en IoT	Mejorar la gestión de los datos industriales. Desarrollar el marco propuesto.	3	Fases
Mazumdar et al. (2019)	Datos	Encontrar un mejor almacenamiento de datos para reducir costes y mejorar el rendimiento. Además, se ofrece un análisis de Big Data centrado en la nube y metodologías de almacenamiento de datos.	Describir el funcionamiento de la modelización y la gestión de datos.	6	Fases
Faroukhi et al. (2020)	Organización	Se propone un análisis de la creación de valor, el valor de los datos, la cadena de valor de Big Data y la monetización de Big Data.	Desarrollar una cadena de valor de los datos.	4	Pasos

Tabla 26. Modelos sobre el ciclo de vida del dato II. Fuente: Elaboración propia.

Así, analizando los objetivos de las investigaciones que utilizan el concepto DLC se observa que el DLC está relacionado con el valor de los datos. Concretamente, Otto (2015) analiza el valor del DLC a través de la calidad de los datos, mientras que Zambetti et al. (2019) desarrollan un marco teórico a través del cual una empresa puede ofrecer valor al cliente. Para ello, defienden que hay que considerar elementos como los datos que recopila la empresa, la tecnología de almacenamiento de la que disponen y el despliegue de los servicios que quieren ofertar. En el caso de Faroukhi et al. (2020) investigan los conceptos de creación de valor, valor de los datos y cadenas de valor de Big Data. además de plantear, tal y como se observa en la Figura 20, 7 fases que detallan el proceso de creación de valor y su posterior monetización.

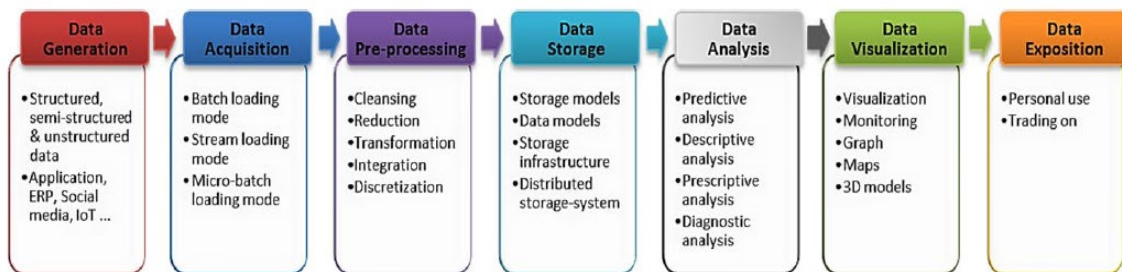


Figura 20. Cadena de valor del Big Data. Fuente: Faroukhi et al. (2020, p.8).

En cambio, la investigación de El Arass et al. (2018) ayuda a las organizaciones a elegir un DLC, con el objetivo de adaptar su visión de la gestión de datos. Utilizando un cuestionario de 48 preguntas para cada una de las fases, proponen un sistema de calificación para algunos criterios de selección de DLCs.

En paralelo, algunas arquitecturas Big Data son presentadas por Santos et al. (2017), mientras que Mazumdar et al. (2019) analizan el uso del Big Data centrado en la nube, así como las metodologías de almacenamiento y gestión de datos. En el caso de Ahn et al. (2016) se presenta un DLC de IoT, en línea con el trabajo de Saqlain et al. (2019), que hacen lo propio desarrollando un marco conceptual relacionado con IoT. Davoudian y Liu (2020) investigan tres actividades principales de la ingeniería de software y los sistemas Big Data. Un modelo de programación para mejorar, así como automatizar la expresividad de las aplicaciones de gestión de datos es presentado por Simonet et al. (2015),

considerando cuatro casos de uso: una caché de almacenamiento a Amazon-S3, una red de sensores cooperativa, una implementación incremental del modelo de programación MapReduce y un seguimiento automatizado de procedencia de datos a través de sistemas heterogéneos.

En cambio, las Tablas 27 y 28 identifica las distintas etapas de los modelos que presentan cada una de las investigaciones consultadas. Como se puede observar, no existe un consenso sobre el número de etapas que tienen que tener un DLC, ni tampoco los elementos que lo componen.

Autores	Otto (2015)	Ahn et al. (2016)	Kiourtis et al. (2016)	Santos et al. (2017)	Tao et al. (2018)
Etapa 1	Adquisiciones	Perfilado de fuentes de datos	Conceptualizar	Colección	Colección
Etapa 2	Almacenamiento y mantenimiento	Recogida de datos	Crear o recibir	Integración	Transmisión
Etapa 3	producción de información	Etiquetado	Evaluar y seleccionar	Almacenamiento	Almacenamiento
Etapa 4	desactivación	Conocimiento del contexto	Ingerir	Tratamiento	Tratamiento
Etapa 5		Uso compartido del contexto	Conservación	Análisis	Visualización
Etapa 6		Uso de datos	Almacenar		Aplicación
Etapa 7		Posprocesamiento de datos	Acceso, uso y reutilización		
Etapa 8			Transformar		

Tabla 27. Modelos sobre el ciclo de vida del dato III. Fuente: Elaboración propia.

Autores	Zambetti et al. (2019)	Saqlain et al. (2019)	Mazumdar et al. (2019)	Faroukhi et al. (2020)
Etapa 1	Almacenamiento	Middleware	Colocación	Colección
Etapa 2	Análisis	Aplicación	Almacenamiento	Análisis
Etapa 3	Despliegue		Ingestión	Intercambio
Etapa 4			Procesamiento	
Etapa 5			Gestión de recursos	

Tabla 28. Modelos sobre el ciclo de vida del dato IV. Fuente: Elaboración propia.

4.4 Ciclo de vida de los datos derivados del producto

El PDLC engloba conceptos como los datos del PLM (Fofou et al., 2021) y la información del ciclo de vida circular del producto (Kurilova-Palisaitiene et al., 2015), además de todo el proceso de recolección de datos durante las diferentes etapas de la vida del producto, considerando cualquier tipo de dispositivos tecnológicos. Así, Kurilova-Palisaitiene et al. (2015) describe las diferentes categorías y tipos de propietarios y receptores de información del PLM, ofreciendo una representación visual de las restricciones en el PLM. En el caso de Zhang et al. (2017) el PLM produce un gran número de datos no estructurados, semiestructurados y estructurados, mientras que Li et al. (2015) detallan los diferentes tipos de datos de entrada y salida en los periodos BOL, MOL y EOL, tal y como se observa en la Tabla 29.

BOL				
Datos de entrada			Datos de salida	
Categoría	Datos principales		Categoría	Datos principales
Exigencias del cliente	Función del producto, configuración, embalaje, calidad, coste, marca, etc.	del	Especificaciones sobre el diseño	Lista de materiales, lista de proveedores, planos electrónicos, códigos de programación informática, parámetros de configuración, intensidad de los materiales, etc.
Información sobre	Principales problemas	de	Información sobre producción	Instrucciones de montaje, especificaciones de producción, datos del

mantenimiento y averías	avería, frecuencia de mantenimiento, índice de averías, lista de componentes críticos, causas fundamentales	historial de producción, plan de producción, estado del inventario, etc.
-------------------------	---	--

Información sobre sociedad cooperativa	Información sobre proveedores iterativos, información sobre empresa subcontratada.	
--	--	--

MOL

Datos de entrada		Datos de salida	
Categoría	Datos principales	Categoría	Datos principales
Manual de usuario	Instrucciones sobre las funciones del producto, condiciones de uso, precauciones, etc.	Información sobre el estatus del producto	Grado de calidad de cada componente, definición del rendimiento, etc.
Información sobre producción	Instrucciones de montaje, especificaciones, datos del historial de producción, plan de producción, estado del inventario, etc.	Información sobre el entorno de uso	Condiciones de uso (por ejemplo, humedad media, temperatura interna / externa), perfil de usuario, tiempo de uso, etc.
Información sobre el soporte de mantenimiento	Lista de identificación de piezas de recambio, precio de la pieza de recambio, instrucciones de mantenimiento/servicio, etc.	Plan de mantenimiento	Ingenieros de mantenimiento, herramientas, fechas, lugares, costes, causas de fallos, etc.

EOL

Datos de entrada		Datos de salida	
Categoría	Datos principales	Categoría	Datos principales
Información histórica de mantenimiento	ID de componentes en problemas, fecha instalación, ID de los técnicos de mantenimiento, lista de piezas sustituidas, estadísticas de envejecimiento tras la sustitución, coste de mantenimiento, etc.	Información sobre la parte del reciclado	Reutilización de piezas o componentes, refabricación, remanufacturaación, calidad de la pieza o componente, etc.
Información sobre el	Grado de calidad de cada componente,	Información sobre el estado	Vida útil del producto/pieza/compone

estatus del producto	definición del rendimiento, etc.	del EOL	producto	nte, reciclado tasa de reutilización de cada componente o pieza, etc.
Información sobre el entorno de uso	Condiciones de uso (por ejemplo, humedad media, temperatura interna/externa), perfil de la misión del usuario, tiempo de uso, etc.	Información del desmontaje		Facilidad de desmontaje, reutilización o reciclaje valor, coste de desmontaje, coste de remanufacturaación, coste de eliminación, etc.

Tabla 29. Tipos de datos de entrada y salida en los periodos BOL, MOL y EOL. Fuente: Elaboración propia a partir de Li et al. (2015, p.7).

En el caso de Qi y Tao (2018) identifica cuatro tipos diferentes de datos, como los datos provenientes de la gestión de sistemas de información, los obtenidos en Internet, los que están sin procesar y finalmente, los de recursos de fabricación. Estos últimos los clasifica a través de 5 categorías principales, entre los que destacan los datos de producto recogidos de los sistemas producto-servicio y los productos inteligentes por las tecnologías IoT. En la misma línea, Majeed et al. (2019, p.2) afirman que "los procesos de la fase de fabricación generan una gran cantidad de datos", por lo que propone un marco para el proceso de la fase de fabricación aditiva, integrando los datos del producto y el sistema de gestión del conocimiento (PDKM) junto con el sistema de soporte de decisiones (DSS).

En paralelo, la literatura analizada señala la relación entre los conceptos Data-driven manufacturing o el Sustainable Smart Manufacturing y el PDLC. El primero de ellos "se refiere específicamente a la aplicación de la analítica de datos en la fabricación de productos" Gröger (2018, p.2), mientras que el segundo es definido por Ren et al. (2019, p.2) como "un nuevo paradigma de fabricación que integra y aplica las últimas tecnologías de información y analítica de datos en las operaciones y procesos de toma de decisiones del PLM".

No obstante, existen algunas dificultades identificadas entre los autores. Por ejemplo, Zhang et al. (2017) señalan tres retos principales en la aplicación del Big Data en el ciclo de vida para optimizar el PLM. El primero está relacionado con los datos recopilados durante las fases MOL y EOL, ya que no son en tiempo real, además de ser inexactos e incompletos. El segundo reto está relacionado con los Big Data del ciclo de vida, debido a que pueden llegar a tener distintas fuentes e incluyen algo de "ruido". En cambio, el tercero tiene que ver con los patrones, ya que en los Big Data del ciclo de vida son multidimensionales y están dispersos. En el caso de Fofou et al. (2021) las dificultades están relacionadas con el miedo a la competencia, lo que dificulta el intercambio de datos entre las empresas manufactureras. Paralelamente, dichos autores indican que la pérdida de información durante la transferencia de productos entre las partes interesadas hace más ineficaz la circulación de datos. En el caso de Yang et al. (2018) defienden que la calidad de los servicios prestados y la eficiencia disminuyen, mientras que Li et al. (2015) señala como otra dificultad la falta de conocimiento de algunos fabricantes, que no almacenan los datos o no saben cómo utilizarlos. Debido a ello, afirman, los datos no se generan, transmiten y almacenan con éxito, lo que hace que los diferentes eslabones de la cadena de fabricación estén conectados de manera ineficiente.

En cuanto a los aspectos positivos de analizar el PDLC, Ren et al. (2019) defienden que es posible ejecutar la estrategia empresarial de servitización durante todo el ciclo de vida, lo que ayuda a extraer el valor del Big Data. Además, a través del análisis de Big Data basado en la computación de la nube, la eficiencia podría ser mejorada por los fabricantes, tomando decisiones más informadas e identificando las causas y los impactos de los problemas Qi y Tao (2018).

La Tabla 30 muestra una lista de investigaciones en las que se utiliza el PDLC, detallando aspectos como el dominio académico en el que se utilizan, los objetivos de la investigación, la forma en que se utiliza el concepto, el número total de fases de los modelos utilizados y la palabra clave que definen la fase de transformación.

Autores	Ámbito	Objetivo de la investigación	El concepto de PDLC se utiliza para	Fases	Palabra clave
Li et al. (2015)	Manuf.	Análisis del Big Data en PLM.	Describir los diferentes datos en las fases del PLM y desarrollar el marco relacionado con Big Data y PLM.	3	Fases
Kurilova-Palisaitiene et al. (2015)	Remanuf.	Análisis del flujo de información sobre el ciclo de vida de los productos a través de la refabricación.	Incrementar una economía circular más eficiente y desarrollar categorías y tipos útiles el marco propuesto.	4	Partes interesadas
Zhang et al. (2017)	Manuf.	Propuesta de un marco para la gestión del ciclo de vida de los productos impulsada por Big Data.	Desarrollar el marco propuesto.	4	Requisitos
Zhao y Hou (2018)	Smart Manuf.	Introducir las preocupaciones de diseño en el nivel de arquitectura por módulos desde el punto de vista del ciclo de vida del producto y analizar la aplicación industrial de Big Data en el dominio de la fábrica inteligente.	Desarrollar un sistema industrial de Big Data.	5	Requisitos
Ren et al. (2019)	Smart Manuf.	Analizar el concepto de Big Data en la fabricación inteligente, así como desarrollar un marco conceptual desde la perspectiva del ciclo de vida del producto.	Clasificar el Big Data desde la perspectiva del ciclo de vida del producto.	4	Capas
Zhang et al. (2019)	Smart-Connected Environment	Analizar los nuevos paradigmas de desarrollo de productos, fabricación y servicios, así como proponer el concepto y la arquitectura de productos conectados inteligentes.	Desarrollar servicios basados en datos en entornos conectados inteligentes.	7	Capas
Majeed et al. (2021)	Smart Manuf.	Desarrollo de un marco de análisis basado en Big Data.	Desarrollar el marco propuesto.	4	Etapas
Sakao y Nordholm (2021)	Plataformas como servicios (Paas)	Analizar el sistema PLM para explotar el IoT y BDA para ofertar las PaaS.	Mencionar los orígenes del software PLM	4	Fase
Fofou et al. (2021)	Remanuf.	Analizar las distintas estrategias del ciclo de vida para mejorar la refabricación.	Potenciar la refabricación	3 4	Etapas

Tabla 30. Uso del concepto PDLC. Fuente: Elaboración propia.

Las Tablas 31 y 32 identifica las distintas etapas de cada una de las investigaciones mencionadas. De ella se desprende que no hay acuerdo sobre el número de etapas, ni tampoco al nombre asignado a las mismas.

Autor	Etapas 1	Etapas 2	Etapas 3	Etapas 4	Etapas 5
Li et al. (2015)	BOL	MOL	EOL		
Kurilova-Palisaitiene et al. (2015)	Desarrollo del producto.	Manufacturación.	Uso/Servicio.	Fin de vida.	
Zhang et al. (2017)	Adquisición.	Procesamiento y almacenaje.	Desarrollo del modelo y ejecución de la minería del dato.	Aplicación del Big Data para el PLM.	
Zhao and Hou (2018)	Diseño del producto.	Producción.	Logística.	Marketing.	Servicio de mantenimiento.
	Adquisición del dato.	Preservación del dato.	Procesamiento del dato.	Minería.	Aplicación de la minería y obtención de resultados.
Gröger (2018)	Integración.	Análisis.	Optimización.		
Ren et al. (2019)	Diseño inteligente.	Producción inteligente.	Mantenimiento y servicio inteligente.	Intelligent recovery.	

Tabla 31. Fases del PDLC. Fuente: Elaboración propia.

Autor	Etapa 1	Etapa 2	Etapa 3	Etapa 4	Etapa 5	Etapa 6	Etapa 7
Zhang et al. (2019)	Design	Component	Manufacture	Distribution	Use	Service	Recycle
Majeed et al. (2021)	Perception and acquisition of Big Data for SSAM	Storage, preprocessing, integration and management of SSAM Big Data	Data mining and decision-making of SSAM Big Data	SSAM Big Data application services			
Sakao and Nordholm (2021)	Product / Service design	Production	MOL	EOL			
Fofou et al. (2021)	BOL	MOL	EOL	Assessment	Output information		

Tabla 32. Fases del PDLC. Fuente: elaboración propia.

Otro aspecto relevante en el PDLC es la relevancia de las tecnologías para la identificación por radiofrecuencia (RFID). Con su desarrollo, cada producto tiene su propio sensor y su información de estado puede generarse y transmitirse al fabricante (Li et al., 2015). Así, para Qi & Tao (2018), el proceso de tratamiento de datos y extracción de valor se obtiene a través de diferentes pasos, donde el uso de tecnologías como los sensores inteligentes, RFID e Interfaz de programación de aplicaciones facilitan la recolección de datos. Por otra parte, en el marco conceptual propuesto por Ren et al. (2019) el uso de RFID se da en el diseño inteligente, producción, mantenimiento y servicio o Recuperación. En la misma línea, Majeed et al. (2021) configuran, en todo el ciclo de fabricación del producto del entorno de fabricación aditiva inteligente, dispositivos inteligentes, etiquetas RFID, lectores RFID, etc. En el caso de Zhang et al. (2017) el marco incluye Dispositivos de Información Embebida en el Producto (PEID) como etiquetas RFID y sensores inteligentes para hacer los objetos más inteligentes, siendo capaces de identificar el estado en tiempo real de cada etapa del ciclo de vida.

Por ejemplo, en el Modelo de Arquitectura de Referencia para la I40 (Adolphs y Epple, 2015) se investigan los elementos relacionados con las TI, i.e. lectores RFID, mientras que Alexopoulos et al. (2018) hace lo propio con el Internet Industrial de las Cosas (IIoT). Así, el sistema industrial Big Data requiere, entre otros, de la Logística Inteligente Zhao y Hou (2018) y de productos inteligentes Mourtzis et al. (2016), donde los dispositivos de información embebida en el producto (PEID) se utilizan para obtener información sobre el PLM.

4.5 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación

El uso de dispositivos está incrementando la producción de datos en las empresas fabricantes, que están modificando sus modelos de negocio mediante la venta de servicios digitales y a través de la aplicación de análisis con el Big Data. Al respecto, el ciclo de vida puede ser considerado como una herramienta clave que ayuda a comprender las diferentes etapas de los datos.

Así, la investigación realizada muestra que el DLC se refiere a la transformación del proceso de datos, centrándose en la identificación y descripción de las diferentes etapas. Sin embargo, existe una falta de consenso a la hora de proponer una definición única de dicho concepto, ya que existen diferentes nociones que se utilizan casi en el mismo sentido: ciclo de vida de la gestión de datos, curación de datos y cadena de valor de (Big) data. Tampoco existe un acuerdo sobre el número de fases que requiere el DLC, ni los pasos precisos que deben dar las empresas fabricantes en su desarrollo y posterior utilización. Además, se observa que la mayoría de los modelos de DLC se utilizan para caracterizar marcos o arquitecturas, centrándose en la mejora del modelado y la gestión de datos, la creación de conocimiento y la reutilización de datos.

En el caso concreto de los PDLC cabe señalar que tiene un sentido más amplio, ya que está relacionado, además de los datos, con las fases de transformación del propio producto. Por eso, la línea de producción de la empresa y, por tanto, sus modelos de ciclo de vida del producto desempeñan un papel tan importante. Además, la parte tecnológica es una parte fundamental para entender la noción de PDLC, donde a menudo se cita la tecnología RFID. Al igual que el DLC, no hay acuerdo para definirlo como concepto. Así, existen otros conceptos como “datos del PLM” o “información circular del PLM” que se utilizan de forma similar. Al mismo tiempo, el PDLC se utiliza en marcos de trabajo, sistemas Big Data o en entornos conectados de manera inteligente.

4.6 Referencias bibliográficas

Abasova, J., Tanuska, P., & Rydzi, S. (2021). Big Data—Knowledge Discovery in Production Industry Data Storages—Implementation of Best Practices. *Applied Sciences*, 11(16), 7648, doi: <https://doi.org/10.3390/app11167648>.

Adolphs, P., & Epple, U. (2015). Platform Industrie 4.0. Status Report: Reference Architecture Model Industrie 4.0 (RAMI 4.0), VDI/VDE, doi: https://www.zvei.org/fileadmin/user_upload/Presse_und_Medien/Publikationen/2016/januar/GMA_Status_Report_Reference_Architecture_Model_Industrie_4.0_RAMI_4.0_/GMA-Status-Report-RAMI-40-July-2015.pdf

Ahn, S., Oh, H., Kim, H. J., & Choi, J. K. (2016). Data lifecycle and tagging for internet of things applications. In *Proceedings of the 29TH Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, Hobart, TAS, Australia, 5-8*, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-50127-7_61

Alexopoulos, K., Koukas, S., Boli, N., & Mourtzis, D. (2018). Architecture and development of an Industrial Internet of Things framework for realizing services in Industrial Product Service Systems. *Procedia CIRP*, 72, 880–885, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.152>.

Barrios, P., Danjou, C., & Eynard, B. (2022). Literature review and methodological framework for integration of IoT and PLM in manufacturing industry. *Computers in Industry*, 140, 103688, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103688>.

Corallo, A., Latino, M. E., Menegoli, M., & Pontrandolfo, P. (2020). A systematic literature review to explore traceability and lifecycle relationship. *International Journal of Production Research*, 58(15), doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1771455>

Cui, Y., Kara, S., & Chan, K. C. (2020). Manufacturing Big Data ecosystem: A systematic literature review. *Robotics and computer-integrated Manufacturing*, 62, 101861, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101861>.

Davoudian, A., & Liu, M. (2020). Big Data systems: A software engineering perspective. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 53(5), 1–39, doi: <https://doi.org/10.1145/3408314>.

de Haro-Olmo, F. J., Valencia-Parra, Á., Varela-Vaca, Á. J., & Álvarez-Bermejo, J. A. (2021). Data curation in the Internet of Things: A decision model approach. *Computational and Mathematical Methods*, doi: <https://doi.org/10.1002/cmm4.1191>.

El Arass, M., Tikito, I., & Souissi, N. (2018). An audit framework for data lifecycles in a big data context. In *2018 International Conference on Selected Topics in Mobile and Wireless Networking*, 1-5, doi: [10.1109/MoWNet.2018.8428883](https://doi.org/10.1109/MoWNet.2018.8428883)

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., Amine, A. (2020). Big Data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1–22, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0281-5>.

Fofou, R. F., Jiang, Z., & Wang, Y. (2021). A Review on the Lifecycle Strategies Enhancing Remanufacturing. *Applied Sciences*, 11(13), 5937, doi: <https://doi.org/10.3390/app11135937>.

Gölzer, P., & Fritzsche, A. (2017). Data-driven operations management: organisational implications of the digital transformation in industrial practice. *Production Planning & Control*, 28(16), 1332–1343, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375148>.

Gräßler, I., & Pottebaum, J. (2021). Generic Product Lifecycle Model: A Holistic and Adaptable Approach for Multi-Disciplinary Product–Service Systems. *Applied Sciences*, 11(10), 4516, doi: <https://doi.org/10.3390/app11104516>.

Gröger, C. (2018). Building an Industry 4.0 analytics platform. *Datenbank-Spektrum*, 18, 1 5–14, doi: <https://doi.org/10.1007/s13222-018-0273-1>.

Gröger, C. (2021). There is no AI without data. *Communications of the ACM*, 64(11), 98–108, doi: <https://doi.org/10.1145/3448247>.

Harkonen, J., Mustonen, E., Koskinen, J., & Hannila, H. (2020). Digitizing Company Analytics–Digitalization Concept for Valuable Insights. In *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, Marina Bay Sands, Singapore 14-17, doi: [10.1109/IEEM45057.2020.9309799](https://doi.org/10.1109/IEEM45057.2020.9309799)

Henderson, D., Earley, S., Sebastian-Coleman, L., Sykora, E., Smith, E. DAMA-DMBOK: Data Management Body of Knowledge. Technics Publications, New Jersey, 2017.

Kambanou, M. L. (2020). Additional uses for life cycle costing in life cycle management. *Procedia CIRP*, 90, 718–723, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.128>.

Kiourtis, A., Mavrogiorgou, A., Kyriazis, D., Maglogiannis, I., & Themistocleous, M. (2016). Towards data interoperability: turning domain specific knowledge to agnostic across the data lifecycle. In *Proceedings of the 30th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, Crans-Montana, Switzerland, 23-25 March 2016.

- Li, J., Tao, F., Cheng, Y., & Zhao, L. (2015). Big Data in product lifecycle management. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 81(1), 667–684, doi: <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7151-x>.
- Li, X., Wang, Z., Chen, C. H., & Zheng, P. (2021). A data-driven reversible framework for achieving Sustainable Smart product-service systems. *Journal of Cleaner Production*, 279, 123618, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123618>.
- Majeed, A., Zhang, Y., Ren, S., Lv, J., Peng, T., Waqar, S., & Yin, E. (2021). A Big Data-driven framework for sustainable and smart additive manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 67, 102026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102026>.
- Mazumdar, S., Seybold, D., Kritikos, K., & Verginadis, Y. (2019). A survey on data storage and placement methodologies for cloud-Big Data ecosystem. *Journal of Big Data*, 6(1), 1–37, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0178-3>.
- Mourtzis, D., Vlachou, E., & Milas, N. J. P. C. (2016). Industrial Big Data as a result of IoT adoption in manufacturing. *Procedia CIRP*, 55, 290–295, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.038>.
- Otto, B. (2015). Quality and value of the data resource in large enterprises. *Information Systems Management*, 32(3), 234–251, doi: <https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1044344>.
- Qi, Q., & Tao, F. (2018). Digital twin and Big Data towards smart manufacturing and industry 4.0: 360 degree comparison. *Ieee Access*, 6, 3585–3593, doi: [10.1109/ACCESS.2018.2793265](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2793265).
- Ren, S., Zhang, Y., Liu, Y., Sakao, T., Huisingh, D., & Almeida, C.M. (2019). A comprehensive review of Big Data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A framework, challenges and future research directions. *Journal of cleaner production*, 210, 1343–1365, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.025>.
- Saggi, M. K., & Jain, S. (2018). A survey towards an integration of Big Data analytics to big insights for value-creation. *Information Processing & Management*, 54(5), 758–790, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.01.010>.
- Sakao, T., & Nordholm, A. K. (2021). Requirements for a Product Lifecycle Management System Using Internet of Things and Big Data Analytics for Product-as-a-Service. *Frontiers in Sustainability*, 2, 735550, doi: <https://doi.org/10.3389/frsus.2021.735550>.
- Salah, B., Ziout, A., Alkahtani, M., Alatefi, M., Abdelgawad, A., Badwelan, A., & Syarif, U. (2021). A Qualitative and Quantitative Analysis of Remanufacturing Research. *Processes*, 9(10), 1766, doi: <https://doi.org/10.3390/pr9101766>.

Santos, M. Y., e Sá, J. O., Andrade, C., Lima, F. V., Costa, E., Costa, C., ... & Galvão, J. (2017). A Big Data system supporting bosch braga industry 4.0 strategy. *International Journal of Information Management*, 37(6), 750–760, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.012>.

Saqlain, M., Piao, M., Shim, Y., & Lee, J. Y. (2019). Framework of an IoT-based industrial data management for smart manufacturing. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 8(2), 25, doi: <https://doi.org/10.3390/jsan8020025>.

Siddiqi, A., Hashem, I. A. T., Yaqoob, I., Marjani, M., Shamshirband, S., Gani, A., & Nasaruddin, F. (2016). A survey of Big Data management: Taxonomy and state-of-the-art. *Journal of Network and Computer Applications*, 71, 151–166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.04.008>.

Simonet, A., Fedak, G., & Ripeanu, M. (2015). Active Data: A programming model to manage data life cycle across heterogeneous systems and infrastructures. *Future Generation Computer Systems*, 53, 25–42, doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2015.05.015>.

Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of business research*, 70, 263–286, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>.

Stonebraker M, Beskales G, Pagan A. (2013). Data curation at scale: the data tamer system. CIDR, doi: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.302.8817>

Suarez-Fernandez de Miranda, S., Aguayo-González, F., Salguero-Gómez, J., & Ávila-Gutiérrez, M. J. (2020). Life cycle engineering 4.0: A proposal to conceive manufacturing systems for industry 4.0 centred on the human factor (DfHFin4.0). *Applied Sciences*, 10(13), 4442, doi: <https://doi.org/10.3390/app10134442>.

Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>.

Wang, B., Tao, F., Fang, X., Liu, C., Liu, Y., & Freiheit, T. (2021). Smart manufacturing and intelligent manufacturing: A comparative review. *Engineering*, 7(6), 738–757, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2020.07.017>.

Yang, S., MR, A. R., Kaminski, J., & Pepin, H. (2018). Opportunities for industry 4.0 to support remanufacturing. *Applied Sciences*, 8(7), 1177, doi: <https://doi.org/10.3390/app8071177>.

Zambetti, M. G., Federico, A., Pezzotta, G., Pinto, R., & Nicola, S. (2020). Understanding Data-Driven Product Service System characteristics: a conceptual framework for manufacturing applications. In *25th Summer School "Francesco Turco"-Industrial Systems Engineering*, 25, 1-7, Bergamo, Italy, 9-11 September.

Zambetti, M., Pinto, R., & Pezzotta, G. (2019). Data lifecycle and technology-based opportunities in new Product Service System offering towards a multidimensional framework. *Procedia CIRP* 83, 163–169, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.02.135>.

Zhang, Q., Lu, X., Peng, Z., & Ren, M. (2019). Perspective: a review of lifecycle management research on complex products in smart-connected environments. *International Journal of Production Research*, 57(21), 6758–6779, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1587186>.

Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y., Sakao, T., & Huisingh, D. (2017). A framework for Big Data driven product lifecycle management. *Journal of Cleaner Production*, 159, 229–240, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.04.172>.

Zhao, H., Hou, J. (2018). Design concerns for industrial Big Data system in the smart factory domain: From product lifecycle view. In *23rd International Conference on Engineering of Complex Computer Systems*, Melbourne, Australia, 12-14 December.

Zheng, P., Xu, X., & Chen, C. H. (2020). A data-driven cyber-physical approach for personalised smart, connected product co-development in a cloud-based environment. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(1), 3–18, doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1430-y>.

CAPÍTULO V
**Un modelo de precios para
monetizar los datos industriales**

Capítulo V. Un modelo de precios para monetizar los datos industriales

En el quinto capítulo de esta tesis doctoral se propone un marco conceptual compuesto por dos dimensiones, i.e. características y mercado de los datos, cuatro componentes, i.e. calidad, entropía, valor y actores de mercado, y distintas variables para su estimación: precio de suministro, valoración del dato, CRI, Entropía del dato y calidad del dato. Al mismo tiempo, se plantea un modelo de asignación de precios para datos industriales, lo que facilita la monetización de los servicios digitales basados en los mismos. Para todo ello, se ha utilizado el caso de estudio de una cooperativa de Gipuzkoa en pleno proceso de digitalización, donde se desarrollan servicios digitales basados en datos. Este capítulo ha sido publicado en forma de artículo científico en la revista *Frontiers Manufacturing Technology*, sección Life Cycle Engineering, el 30 de enero 2023, volumen 3.

5.1 Introducción

Los datos son una nueva fuente de ingresos y ventajas competitivas (Hanafizadeh y Nik, 2020), por lo que las empresas industriales buscan, cada vez más, adoptar sus estrategias y decisiones empresariales en los mismos (Berndtsson et al., 2018). Así, luchan por desarrollar nuevos modelos de negocio más basados en los datos (Kühne y Böhmman, 2019), por lo que el debate sobre su monetización está adquiriendo cada vez más relevancia, tanto práctica como teórica (Mehta et al., 2021). En la misma línea, Parvinen et al. (2020, p.27) señalan que "es evidente que necesitamos más investigación sobre la MD, sobre todo teniendo en cuenta que las empresas han mostrado un interés cada vez mayor en ella." (Parvinen et al., 2020, p.27).

En el caso concreto de las empresas manufactureras, su necesidad se centra en el desarrollo de servicios basados en datos (Azkan et al., 2020; Zambetti et al., 2021), donde la servitización digital, la I40 y el IoT desempeñan un papel clave (Rehman et al., 2019; Paschou et al., 2020; Schroeder et al., 2020). Sin embargo, pasar de servicios gratuitos a servicios de pago (Witell y Löfgren, 2013) no es fácil, especialmente cuando el valor procede de activos intangibles como el dato (Zhang y Beltrán, 2020). Por ese motivo, la literatura científica analiza la manera en la que las principales características y componentes de los modelos de negocio basados en datos afectan a la creación de valor, la fijación de precios y el proceso de MD (Liozu y Ulaga, 2018; Woroch y Strobel, 2022). En el caso de Wilkinson et al. (2016) se desarrollan los principios FAIR para datos, i.e. características relacionadas con la localización, la accesibilidad, la interoperabilidad y la reutilización, mientras que Demchenko et al. (2018), que desarrollan el concepto de propiedades STREAM i.e. datos soberanos, de confianza, reutilizables, intercambiables, accionables y medibles. Los datos también pueden ser no rivales (Pantelis y Aija, 2013), además de ser perfectamente copiados (Thomas y Leiponen, 2016).

Por ello, en esta investigación se consideran las características de los datos relacionadas con los siguientes aspectos: primero, su calidad (Taleb et al., 2021) y segundo, la entropía de la información de los datos (Li et al., 2017). Después, el valor de los mismos, ya que los estudios sobre este tema son muy escasos (Monteiro et al., 2020), además de que "la evaluación adecuada del valor de los datos es la base de un modelo de fijación de precios de datos riguroso y razonable" (Yu y Zhang, 2017, p.2). Como la obtención del valor de los datos proviene en parte de su propio diseño (Rapaccini et al., 2021), además de la identificación de las funciones que cada uno de los agentes tiene en la economía de los datos (Muschalle et al., 2013; Opher et al., 2016), el último de los elementos considerados es el propio mercado de datos.

De esta forma, la pregunta de investigación que se formula es la siguiente: ¿cómo deben definir los fabricantes industriales el modelo de precios para monetizar los servicios industriales basados en datos? Para responder a esta pregunta de investigación, este artículo propone un marco teórico que describe dos dimensiones diferentes, cuatro componentes y seis elementos del problema de la gestión de datos. A partir de este marco se desarrolla un modelo cuantitativo de fijación del precio de los datos, que integra el precio de la oferta, la calidad de los datos, la entropía de los datos, la valoración atribuida a los datos y el índice de relevancia del cliente. Para su propuesta, se ha utilizado el caso de un fabricante industrial de Gipuzkoa, analizando los datos de una de sus máquinas industriales sensorizadas.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. La sección 2 trata la literatura sobre la monetización de los datos, prestando especial atención a las características de los datos, el mercado de los mismos y los modelos de asignación de precios. La sección 3 describe los objetivos y la metodología de la investigación, así como el análisis de referencia de Shen et al. (2016) en el que se basa el modelo propuesto. En la sección 4 se propone un marco teórico que sirva de soporte teórico y en sección 5 se presentan el modelo de fijación de precios, así como su aplicación al caso de estudio. El último apartado menciona la conclusión, limitaciones y futuras líneas de investigación.

5.2 Antecedentes teóricos sobre MD

Como se recoge en la Tabla 33 existen distintas definiciones sobre la MD, aunque todas ellas la relacionan con conceptos económicos como el valor o la generación de beneficios, además de recalcar su importancia en las organizaciones y empresas.

Autor	Definición
Woroch y Strobel (2022)	El concepto de monetización engloba la creación de valor mediante el uso de datos de forma innovadora, así como la captación de valor mediante el diseño y la aplicación de modelos de ingresos adecuados.
Faroukhi et al. (2020)	El concepto de monetización de datos consiste en utilizar los datos de una organización para generar beneficios. Puede consistir en vender los datos directamente a cambio de dinero en efectivo, o basarse en esos datos para crear valor indirectamente.
Hanafizadeh y Nik (2020)	Los datos se consideran una nueva fuente de ingresos, y el proceso de crear riqueza a partir de ellos se denomina monetización de datos.
Baecker et al. (2020)	La estrategia de monetización de datos es una forma en la que la organización persigue utilizar los datos para obtener un beneficio económico cuantificable.
Parvinen et al. (2020)	La monetización de datos aborda las propiedades únicas de los datos como activo intangible que encierra oportunidades para crear y capturar valor a través de formas novedosas de explotar los datos recopilados y organizados.
Liozu y Ulaga (2018)	La monetización de datos es la conversión de un activo en un flujo de ingresos o en beneficios mediante la creación de un mayor valor financiero cuantificado para el cliente que el que ofrece la competencia.
Moro Visconti et al. (2018)	La monetización de Big Data se ocupa de generar y cobrar ingresos a partir de fuentes de Big Data (no estructuradas, capturando el valor creado a través de la inteligencia empresarial y el análisis.
Teece y Linden (2017)	La monetización de datos consiste en captar su valor.
Thomas y Leiponen (2016)	La comercialización de Big Data es la forma en que los propios Big Data se monetizan como un activo.
Najjar y Kettinger (2013)	Los datos también pueden monetizarse convirtiéndolos en otros beneficios tangibles (por ejemplo, publicidad y descuentos financiados por proveedores), o evitando costes (por ejemplo, costes informáticos).

Tabla 33. Listado de definiciones sobre MD. Fuente: Elaboración propia.

En el caso de Hanafizadeh y Nik (2020) realizan una revisión sistemática de la literatura sobre la MD, desarrollando el modelo que aparece en la Figura 21. Como se puede apreciar, el proceso de monetización que proponen consta de tres apartados, i.e. capa base, capa de refinamiento de los datos y la capa de su monetización, además de aspectos legales, éticos y de privacidad que influyen en cada uno de ellos. En paralelo, constatan la relación de los datos con los servicios, elemento clave de esta tesis doctoral.

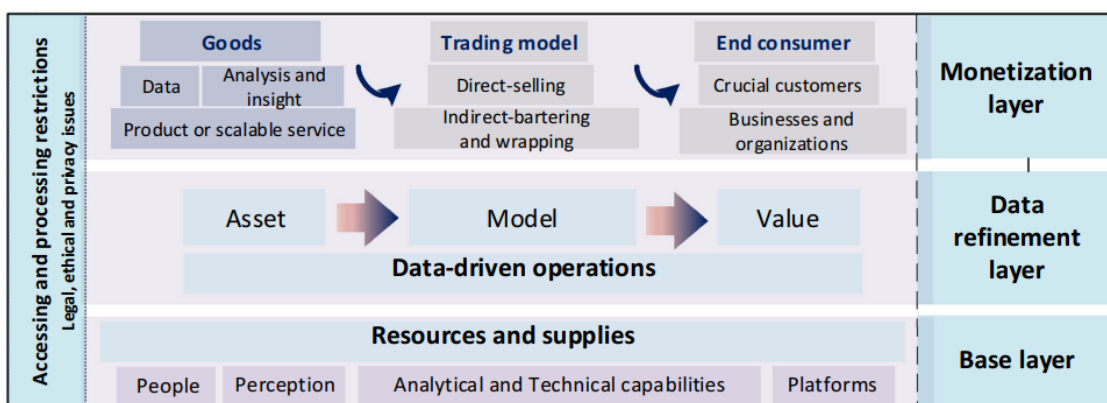


Figura 21. Monetización de los datos. Fuente: Hanafizadeh y Nik (p. 12, 2020).

Calidad de los datos

La calidad de los datos es definida por la ISO 8000 como un conjunto de características inherentes a los mismos. Además, es posible identificar sus principales dimensiones (DAMA Reino Unido (2013) en (DAMA-DMBOK, 2017) y consultar algunos marcos para determinar la calidad de los (Big) Data (Wang y Strong, 1996). En la misma línea de investigación, Cichy y Rass (2019) proponen una visión general de 12 marcos de calidad de datos, incluyendo definiciones sobre evaluaciones y mejoras, mientras que Ehrlinger y Wöß (2022) realizan un estudio sobre las herramientas que se utilizan para su medición y seguimiento. En el caso de Abdullah et al. (2015) se identifican atributos de calidad como la precisión o la coherencia de los mismos. En paralelo, como el coste de la producción de datos y la estrategia de fijación de precios se relaciona con la calidad (Yu y Zhang, 2017), existe la necesidad de clasificar los costes infligidos (Haug et al., 2011).

Entropía

En cambio, el concepto de entropía está basado en la teoría matemática de la comunicación (Shannon, 1948), y se refiere a una función de distribución de probabilidad que se utiliza para medir la incertidumbre. Así, cuanto mayor sea su valor, mayor será su incertidumbre y, por tanto, menor será la posibilidad de estimar correctamente su valor. Dicha noción es utilizada por Attaran y Zwick (1987) para medir la diversificación industrial, mientras que Holzinger et al. (2014) hacen lo propio en la minería de datos. En el caso de Monteiro et al. (2020) la entropía de la información sirve para investigar la MD en el contexto de Big Data. De hecho, una de sus preguntas de investigación está específicamente relacionada con identificar el uso de la teoría de la información en los métodos de asignación de valor a los datos. En la misma línea, Li et al. (2019) analizan la literatura existente sobre métodos de evaluación del valor de los datos, donde utilizan la entropía del valor de la información. Este concepto también se utiliza en trabajos como Rao y Keong (2016), Li et al. (2017) y Shen et al. (2016).

Valor de los datos

En paralelo, Lim et al. (2018) señalan que existe una gran brecha en la literatura entre los datos y la creación de valor. Por ejemplo, Otto (2015, p.5) considera que "los datos tienen un valor en sí mismos", mientras que el estudio propuesto por Global System for Mobile Communication Association (2018, p.11) afirma que "el valor de los datos solo se realiza después de que se hayan puesto en uso y no tienen un valor intrínseco propio." Además, los retos relacionados con la creación de valor están vinculados a factores internos y externos de las empresas. No en vano, "un modelo de negocio bien diseñado equilibra la provisión de valor a los clientes con la captura de valor por parte del proveedor" (Teece y Linden, 2017, p.1). Por ello, internamente, las empresas deberían plantearse desarrollar una metodología capaz de generar valor a partir de la ciencia de datos (Meierhofer y Meier, 2017), recogiendo aspectos clave como la cadena de valor digital (Rayport y Sviokla, 1995) o la cadena de valor del (Big) Data (Moro Visconti et al., 2017; Faroukhi et al., 2020).

Mercado de datos

El valor de los datos también se crea externamente, es decir, dentro de un ecosistema de datos (Thomas y Leiponen, 2016). De hecho, la estructura del mercado desempeña un papel clave en la determinación del valor de los datos (Zhang y Beltrán, 2020). Además, el "valor se crea de forma interdependiente y mutua, y no de forma aislada" (Thomas y Leiponen, 2016, p.14), lo que significa que las estructuras del mercado de datos influyen en el precio de los datos.

Como consecuencia de ello, también deben tenerse en cuenta los mercados de datos. Este concepto es definido por Koutroumpis et al. (2017, p.3) como "una plataforma de múltiples lados, donde el intermediario digital conecta a los proveedores de datos, los compradores de datos y otros proveedores de tecnología complementaria." Sobre este tema, Abbas et al. (2021) proponen un estado del arte, mientras que Spiekerman (2019) propone una visión general del concepto. Sin embargo, uno de los mayores retos para hacer posible un mercado de datos eficiente es la definición de un modelo de precios adecuado (Liang et al., 2018). Además, el valor de mercado de los datos se determina, principalmente, a través de parámetros basados en el valor, que son difíciles de cuantificar y modelar (Heckman et al., 2015). Así, en la Tabla 34 se recogen distintas investigaciones que muestran la variedad de participantes existentes en un mercado de datos. Como se puede observar, no existen un consenso claro sobre el número de agentes existentes, ni tampoco sobre el nombre y naturaleza de los mismos.

Autor	Actor 1	Actor 2	Actor 3	Actor 4	Actor 5	Actor 6	Actor 7	Actor 8	Actor 9	Actor 10
Abbas et al. (2021)	Data Marketplace Owners	Operators	Third-Party Providers							
Spiekerman (2019)	Data Provider+									
Yu et al. (2018)	Data providers	Data consumers	Data-market tower							
Mišura y Žagar (2016)	Data owners	Parties buying data								
Thomas y Leiponen (2016)	Data suppliers	Data managers	Data custodians	Application developers	Service providers	Data aggregators				
Muschalle et al. (2013)	Analysts	Application vendors	Developers of data associated algorithms	Data providers	Consultants	Licensing and certification entities	Data market owner			
Schomm et al. (2013)	Web Crawler	Customizable Crawler	Search Engine	Raw Data Vendor	Complex Data Vendor	Matching Data Vendor	Enrichment – Tagging	Enrichment – Sentiment	Enrichment – Analysis	Data Market Place

Tabla 34. Agentes que participan en el mercado de datos. Fuente: elaboración propia.

Fijación del precio de los datos

Como la MD se da "cuando el valor intangible de los datos se convierte en valor real, normalmente vendiéndolos" (Najjar y Kettinger, 2013, p.1), determinar la fijación de un precio al cual se pueden vender o comprar los datos se convierte en un proceso esencial (Pei, 2020). Este mismo autor considera los modelos de fijación de precios desde una perspectiva global, es decir, desde la economía hasta la ciencia de datos, mientras que Fricker y Maksimov (2017) identifican dos grupos de modelos de fijación de precios: los que buscan la coherencia interna y la equidad, y los relacionados con enfoques teóricos de juegos para maximizar el bienestar social y el beneficio. Además, estos últimos autores toman en cuenta diferentes variables para determinar el precio, por ejemplo, el uso o el coste de los datos. Con respecto a este último elemento, Shapiro y Varian (1999) señalan que el coste inicial de recopilar los datos es relevante, mientras que Pantelis y Aija (2013) argumentan que el coste marginal de copiar y difundirlos es barato. En el caso de Shen et al. (2016) utilizan un método de fijación de precios *inversa*, que es definido por Bernhardt (2004, p.1) como un "mecanismo dinámico de fijación de precios, en el que tanto el vendedor como el comprador influyen en el precio final de una transacción." Dicho método es utilizado, también, por Stahl y Vossen (2017, p.23), que afirman que [su] "modelo permite a los proveedores de datos aprovechar la disposición que tienen los clientes a pagar, ya que de otro modo no comprarían su producto de datos relacionales".

Basándose en la investigación de Liang et al. (2018), la Tabla 35 describe seis modelos diferentes de fijación de precios de datos, clasificándolos según sus características, i.e. valor, calidad y entropía, los actores identificados en los mercados de datos y la naturaleza de los modelos de precio, i.e. teoría de juegos o los de carácter más económico. En la última columna aparecen sus elementos más relevantes, que tienen que ver con la entropía de la información, los modelos de utilidad o de programación y del valor de Shapley, un modelo de distribución de riqueza perteneciente a la teoría de juegos.

Autor	Característica del dato	Actores del mercado de datos	de los modelos de precio	Naturaleza de los modelos de precio	Elemento principal
Tian et al. (2022)	Valor	Propietario de los datos Comprador de modelos Intermediario	de	Teoría de los juegos cooperativos	Valor de Shapley
Đogatović y Đogatović (2021)	Valor	Competidores Usuarios		Económico	Percepción de utilidad de los usuarios
Yang et al. (2019)	Calidad	Plataforma de datos Consumidor de datos	de	Económico	Utilidad de calidad
Yu y Zhang (2017)	Calidad	Propietario Consumidores		Económico	Modelo de programación matemático de doble nivel
Li et al. (2017)	Entropía	Consumidor de datos Proveedor de datos Editor de datos	de	Económico	Entropía de la información
Shen et al. (2016)	Entropía	Individual Plataforma de intercambio de datos Cliente de datos		Económico	Entropía de la información

Tabla 35. Modelos de asignación de precios para datos. Fuente: Elaboración propia.

En el caso de Zhang y Beltrán (2020) se presenta una encuesta sobre modelos de fijación de precios de datos, identificando, entre otros, la investigación de Tang et al. (2013, p.5), en el que se "asigna un precio a cada tupla de origen en la base de datos". Dicha técnica también es utilizada por Shen et al. (2019) y por Balazinska et al. (2011). Esto conduce al concepto de granularidad, que "se refiere al grado en que un conjunto de datos puede llegar subdividirse" (Zhang y Beltrán, 2020, p.8). Por ejemplo, Otto (2015) identifica cinco niveles de agregación lógica, i.e. ítem, registros de datos, tablas (o archivos), bases de

datos y recursos de datos, mientras que Shen et al. (2016) defienden que un paquete de datos tiene 3 niveles, i.e. tupla de datos, atributos e ítems.

Además, el modelo de fijación de precios para datos que proponen, i.e. ecuación 1, utiliza variables como el valor de los datos, la entropía de la información, el índice de referencia de los datos y el precio de suministro de una tupla de datos. La restricción impuesta se recoge en las ecuaciones 2.

$$p_i = P_s \times \left(\frac{w_i}{w} \times \alpha + \frac{q_i}{q} \times \beta + \frac{r_i}{r} \times \gamma \right) \quad [2]$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad [3]$$

En paralelo, se ofrece una descripción detallada de cada elemento: el precio de suministro de una tupla de datos (P_s) se consigue mediante la resta entre el precio de demanda de un paquete de datos (PD) y el coste de compartir, analizar y recopilar datos de la plataforma de negociación (C). De esta forma, se consigue la siguiente fórmula matemática.

$$P_s = P_D - C \quad [4]$$

En cambio, el valor de los datos se obtiene a través de la experiencia del evaluador. Así, W es la suma de todos los valores asignados a las tuplas de datos, mientras que W_i hace lo propio con el valor de la tupla de datos i-ésima. Así, cuanto mayor sea el peso del valor, mayor será el valor asignado. La fórmula matemática es la siguiente:

$$\sum_{i=1}^n \frac{W_i}{W} = 1 \quad [5]$$

Sobre la entropía, las ecuaciones 5 y 6 recogen, respectivamente, la entropía de la i-ésima tupla de datos de un paquete de datos y la entropía total de todas las tuplas de datos de un paquete de datos (6):

$$H(x_i) = -\sum_{j=1}^k p(x_{ij}) \log_2 p(x_{ij}) \quad [6]$$

$$H(X) = \sum_{i=1}^n H(x_i) = -\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k p(x_{ij}) \log_2 p(x_{ij}) \quad [7]$$

Teniendo en cuenta estas dos ecuaciones, la entropía de la información se obtiene asignando $H(x_i)$ a q_i y $H(X)$ a q :

$$\sum_{i=1}^n \frac{q_i}{q} = 1 \quad [8]$$

Finalmente, el Índice de Referencia de Datos mide la autoridad de los usuarios teniendo en cuenta tanto el importe como el tiempo de compra de las tuplas de datos. El r_j representa el valor del Índice de Referencia de Datos del j-ésimo usuario, mientras que r es la suma de todos los valores de los usuarios del paquete de datos. Así, cuanto más alto es dicho valor, más tuplas de datos se habrán comprado. La definición matemática es:

$$\sum_{j=1}^m \frac{r_j}{r} = 1 \quad [9]$$

5.3 Objetivos y metodología de la investigación

El objetivo de este artículo es doble: por un lado, desarrollar un marco conceptual que sirva de base teórica para analizar el proceso de MD. Por otro lado, plantear una ecuación para asignar un precio los servicios digitales basados en datos. Para ello, en la primera fase de la investigación, se ha llevado a cabo una revisión sistemática de la literatura (Okoli y Schabram, 2010), utilizando bases de datos como Scopus y Google Scholar y considerando artículos académicos publicados en revistas y actas de congresos.

En la segunda fase, se ha realizado un estudio de caso basado en un fabricante de Gipuzkoa que monta equipos industriales para fabricar recipientes de vidrio. Concretamente, dicha empresa está implantando un proceso de servitización (digital) para ofrecer servicios basados en datos, por lo que incorpora distintos sensores en sus máquinas. Como menciona Niyato et al. (2016) es necesario el uso de sensores para recopilar grandes cantidades de datos, lo que repercute en el coste final. Así, el sistema de sensores incorporado en la máquina analizada se divide en dos partes: los que tienen un origen en la máquina de fabricación de botellas (BMM) y los que provienen de la línea de producción de botellas (BPL).

Los sensores del BMM se encuentran en el interior de la máquina, que está compuesta por diferentes Partes Mecánicas (MP):

- MP_1: espacio donde se coloca el material para iniciar el ciclo de extrusión.
- MP_2: equipo auxiliar opcional, cuya función es cambiar los filtros para evitar tener que parar la máquina.
- MP_3: parte de la extrusora por la que pasa el material fundido listo para ser inyectado en el molde. Regula la densidad en el tubo de material para obtener la mejor calidad posible.
- MP_4: la máquina dispone de dos juntas rotativas a cada lado del borde que controlan la entrada y salida del agua de refrigeración del molde.
- MP_5: las botellas se recogen mediante un sistema de brazo de recogida giratorio.
- MP_6: parte de la máquina donde se prepara el material que se va a soplar.

A la salida de la BMM se encuentra la BPL. Así, el siguiente sensor detecta el número total de botellas, y la máquina de extracción del fondo desprende el material sobrante de cada pieza. En la fase de prueba, los fallos de calidad se apartan y se reutilizan para la producción posterior, mientras que las botellas en buen estado se aíslan como unidades individuales. Al mismo tiempo, existe un sensor especial que comprueba que el material sobrante se ha eliminado correctamente. Se utiliza justo antes de la fase de acabado, en la que se comprueban y confirman determinados aspectos de la calidad del producto.

De todos los sensores y datos existentes, se han analizado seis tuplas de datos que representan la eficacia general del equipo, su mantenimiento, el consumo, las alarmas, el proceso de temperatura y el proceso del sistema de alimentación. Estas tuplas de datos se registran generando una fila por segundo en distintos formatos, i.e. xls, csv y xlsx, y se consultan y descargan a través de un cuadro de mando (Sarıkaya et al., 2018) proporcionado por una tercera empresa. En aras de la confidencialidad, algunos de los datos utilizados en el modelo son agregados o ejemplificados. Al mismo tiempo, se utilizan las siglas IT1, IT2, IT3, IT4, IT5 e IT6 para presentar los ítems, siendo la Tabla 36 un ejemplo de sus valores.

ID	IT1	IT2	IT3	IT4	IT5	IT6
1	0.32058673	15.309.376	0	13.078.974	0.3313468	2
2	0.60122546	15.266.651	0	13.145.994	0.33330643	5
3	1.476.798	15.296.024	0	13.153.288	0.33953702	9
4	5.199.473	16.350.796	55862	13.190.274	0.34368597	18
5	12.351.416	16.308.071	62964	13.224.146	0.35026874	44
6	44.999.332	16.334.774	67838	13.289.773	0.35424545	45
7	43.077.754	16.321.423	72467	13.423.676	0.35561115	47
8	44.999.332	17.167.915	113740	13.539.469	0.36035416	49
9	45.309.746	17.181.267	132450	13.748.991	0.36036285	50
10	46.864.688	17.194.618	140002	14.113.128	0.36627612	51

Tabla 36. Ejemplo de los datos consultados. Fuente: Elaboración propia.

5.4 Marco conceptual

Tal y como señala Miles y Huberman (1994) se plantea un marco conceptual que sirva para desarrollar una teoría de la investigación. Así, el marco que se recoge en la Tabla 37 considera dos dimensiones principales que podrían tenerse en cuenta para monetizar los servicios digitales basados en datos industriales: características de los datos y mercado de datos.

Dimensión	Componentes	Elementos	Variables propuestas en el modelo
Características de datos	Calidad	Número de líneas registradas	Calidad del dato
	Entropía	Probabilidad de incertidumbre	Entropía del dato
	Valor	Cuestionario	Valoración del dato
Mercado de datos	Actores	Productor del dato	Precio de suministro, Valoración del dato, CRI
		Productor de la información	Precio de suministro, Valoración del dato, CRI
		Agente externo	Precio de suministro

Tabla 37. Marco conceptual para la asignación de precios. Fuente: Elaboración propia.

La primera de las dimensiones está compuesta por tres componentes, i.e. la calidad, la entropía, el valor, además de tres elementos, i.e. el número de líneas registradas, la probabilidad de incertidumbre y el cuestionario. En línea con lo anterior, existen otras tres variables propuestas para incorporarlas en el modelo: entropía, valoración y calidad.

La segunda de las dimensiones tiene que ver con los actores del mercado de datos, es decir, el productor de datos, el productor de información y las empresas que ofrecen otros servicios. De ellas se concluye que, aunque la venta de máquinas tiene lugar entre el fabricante industrial y el cliente, los servicios basados en datos implican un cambio de papel para estos agentes económicos.

Por consiguiente, es preciso comprender la dinámica del mercado de datos, así como las funciones de cada uno de dichos agentes.

1. El cliente se convierte en productor de datos a través del uso de la máquina y de los sensores incorporados en ella. Schroeder et al. (2020, p.2) plantean que "la contribución central de la IoT en un contexto de servicios avanzados se basa en que el cliente autorice al fabricante a supervisar de cerca su producto, ya que forma parte integral del negocio del cliente, lo que a su vez requiere confianza entre el fabricante y el cliente."
2. El fabricante industrial se convierte en productor de la información a través del análisis, enriquecimiento y transformación de los datos.
3. La tercera empresa juega un papel de intermediario entre los productores de datos y de información, ya que proporciona un cuadro de mando basado en las características de los datos y el formato final de la información, lo que ayuda a su posterior análisis.

Al mismo tiempo, la dimensión del mercado de datos requiere de tres características: el precio de suministro, el CRI y la valoración del dato. Como cada uno de los agentes económicos valora los datos de forma diferente, el uso de un cuestionario ayuda a asignar un valor a cada uno de los ítems, ofreciendo una medida cuantificable de su propia valoración.

5.5 Modelo de asignación de precios de los datos industriales

El modelo propuesto está relacionado con el precio del suministro de los datos, además de cuatro factores principales: puntuación [valoración] de los datos, calidad de los datos, entropía de los datos e índice de relevancia del cliente (IRC).

$$p_i = P_s \times \left[\left(\frac{DQ_i}{DQ} \right) \times \beta_1 + \frac{w_i}{w} \times \beta_2 + \frac{q_i}{q} \times \beta_3 + \frac{CRI_j}{CRI} \times \beta_4 \right] \quad [9]$$

También se debe considerar la siguiente restricción:

$$\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 = 1 \quad [10]$$

A continuación, se detallan las características de cada una de las cuatro variables.

5.5.1 Precio de suministro (P_s)

Como mencionan Heckman et al. (2015), el valor operativo de los datos es el coste de su producción por parte del vendedor. Tal y como se recogen en la Figura 22, para identificar el precio del suministro se deben identificar tanto los actores del mercado de datos, como las variables que afectan a ella. Como se puede apreciar, al productor del dato le corresponden tanto el coste de la energía consumida por la máquina como el coste de los sensores, mientras que los agentes externos requieren el pago del fabricante a la tercera empresa. En el caso del productor de la información, los costes tienen que ver con el análisis de datos, el coste del software y el salario del analista de datos.

Productor del dato	Agente externo	Productor de información
<ul style="list-style-type: none">•Coste de la energía consumida por la máquina•Coste de los sensores	<ul style="list-style-type: none">•Pago del fabricante a la tercera empresa	<ul style="list-style-type: none">•Coste del análisis de datos•Coste del software•Coste del salario del analista de datos

Figura 22. Variables que afectan al coste de los datos. Fuente: Elaboración propia.

5.5.2 Calidad de los datos ($\frac{DQ_i}{DQ}$)

En teoría, el sistema de sensores de la máquina industrial analizada registra una línea de datos por segundo, i.e. 3600 líneas por hora. De todas formas, dicho registro puede contener errores o ausencia de valores, lo cual influye en la calidad de los datos. Por ello, se propone establecer un valor límite de 3550 líneas que sirva para clasificar la idoneidad de los registros. Si las líneas registradas son mayores que dicha cifra los datos serán de buena calidad, mientras que, si los registros son inferiores, no se les dará dicho reconocimiento.

5.5.3 Entropía de datos ($\frac{q_i}{q}$)

Basada en la teoría de la información de Shannon (1948), esta variable hace referencia a una función de distribución de probabilidad que se utiliza para medir la incertidumbre.

5.5.4 Valoración del dato ($\frac{w_i}{w}$)

La variable valoración recoge el valor numérico que el comprador y el fabricante dan a los ítems valorados en la encuesta. El carácter práctico de la misma implica también un intercambio de conocimientos entre las dos partes. Así, el comprador puede utilizarla como una oportunidad para dar a conocer sus necesidades al fabricante, y este como una herramienta de información. Una vez finalizada la encuesta, se utilizó un método en tres etapas para obtener los ratios: en primer lugar, cada valoración dada por el productor y el cliente se dividió por el número de participantes en la encuesta. En segundo lugar, se sumaron los nuevos datos obtenidos para cada uno de los dos bloques. Por último, el resultado de esta suma se dividió por los nuevos datos obtenidos. En la Tabla 38 y 39 se muestran los resultados obtenidos en la encuesta.

Candidatos	IT1	IT2	IT3	IT4	IT5	IT6
1	4	5	7	7	6	7
2	6	7	7	6	6	6
3	5	7	5	7	6	7
4	4	4	7	7	3	5
Suma de la puntuación otorgada	19	23	26	27	21	25

Tabla 38. Resultado de la encuesta entre los trabajadores de la cooperativa. Fuente: Elaboración propia.

Candidatos	IT1	IT2	IT3	IT4	IT5	IT6
1	7	4	4	7	4	3
2	7	1	5	7	6	4
3	6	4	5	5	4	7
4	7	4	5	5	4	5
Suma de la puntuación otorgada	27	13	19	24	18	19

Tabla 39. Resultado de la encuesta entre el cliente. Fuente: Elaboración propia.

5.5.5 IRC ($\frac{CRI_j}{CRI}$)

El IRC mide la importancia que tiene para el fabricante cada uno de sus clientes y su cálculo se realiza a través de tres elementos:

1. La importancia del cliente respecto a la contribución que hace a la cuenta de explotación.
2. El número de máquinas para las que se contrata el servicio digital.
3. La contratación o no de los servicios digitales por parte del cliente.

Así, se otorga una décima de punto por cada punto porcentual que el cliente suponga en la cuenta de explotación del fabricante. Por último, se otorga un punto si el cliente contrata los servicios y otro más por cada máquina para la que se contrate el producto.

5.6 Resultados

Una vez descritas cada una de las variables, se presenta los resultados obtenidos en el Tabla 40.

Item	IT1	IT2	IT3	IT4	IT5	IT6
DQ _i /DQ	0,171	0,121	0,292	0,121	0,09	0,195
Entropía	0,182	0,163	0,181	0,18	0,15	0,144
CRI	0,167	0,167	0,167	0,167	0,167	0,167
Valor						
• Productor	0,13	0,16	0,18	0,19	0,15	0,18
• Cliente	0,23	0,11	0,16	0,2	0,15	0,16

Tabla 40. Valores obtenidos para el cálculo de la entropía de los datos. Fuente: Elaboración propia.

En relación a las combinaciones, fue establecido el requisito $\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 = 1$, donde cada uno de los factores debía ser mayor a cero, además de cumplirse $IT1 + IT2 + IT3 + IT4 + IT5 + IT6 = 5000$. El rango [0 - 0.50] fue establecido para cada uno de ellos, con intervalos de 0,05. Este resultado se da en 631 casos, con las siguientes características estadísticas recogidas en la Tabla 41.

Actor del mercado	Estadísticas	IT1	IT2	IT3	IT4	IT5	IT6
Productor	Media	817,125	768,676	1030,339	825,576	704,641	853,640
	Desviación Estándar	27,104	28,371	77,722	40,896	40,003	28,778
Cliente	Media	930,114	700,083	997,707	836,231	705,973	829,888
	Desviación Estándar	36,061	39,341	83,827	44,459	40,137	28,993

Tabla 41. Valores obtenidos para el precio de los datos. Fuente: Elaboración propia.

5.7 Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación

La transformación digital a la que se enfrentan los fabricantes industriales requiere de una nueva lógica económica para monetizar sus datos. En concreto, este estudio investiga un modelo práctico de fijación de precios mediante la realización de una investigación en un fabricante de Gipuzkoa. Así, una de las aportaciones principales que se hace a la literatura tiene que ver con el desarrollo de un marco conceptual que sirve de base teórica para el análisis de la MD. Al mismo tiempo, se propone un modelo de asignación de precios para servicios digitales basados en datos, adaptando el modelo elaborado por Shen et al. (2016) al ámbito de los datos industriales, donde existe una necesidad urgente de desarrollar un modelo para la fijación de precios de los datos. Al mismo tiempo, cabe señalar que existen algunas dificultades en los mecanismos de fijación de precios de los datos que los hacen "simplistas e inflexibles y pueden crear situaciones de arbitraje indeseables" (Tang et al., 2013, p.1). En este sentido, el modelo presentado es lineal, es decir, las relaciones entre las variables constituyentes son lineales. Por ello, podrían explorarse relaciones no lineales para validar la solidez de los resultados. En segundo lugar, el estudio de caso se basa en los datos generados por el sistema de sensores en una de las máquinas del cliente, adaptando las pautas utilizadas para medir el coste de los datos a sus propias características. En consecuencia, el análisis de las distintas etapas debe adaptarse si se considera otro fabricante industrial u otra máquina. Por lo que respecta a futuras investigaciones, es necesario examinar más casos con vista a generalizar dicho método, considerando más elementos y tuplas de datos para la evaluación.

5.8 Referencias bibliográficas

Abbas, A. E., Agahari, W., van de Ven, M., Zuiderwijk, A., & de Reuver, M. (2021). Business data sharing through data marketplaces: A systematic literature review. *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.* 16 (7), 3321–3339. doi: <https://doi.org/10.3390/jtaer16070180>

Abdullah, N., Ismail, S. A., Sophiayati, S., & Sam, S.M. (2015). Data quality in big data: A review. *Int. J. Adv. Soft Comput. its Appl.* 7 (3), 17–27. ISSN 2074-8523

Attaran, M. & Zwick, M. (1987). Entropy and other measures of industrial diversification. *Q. J. Bus. Econ.* 26 (4), 17–34, doi: <http://www.jstor.org/stable/40472898>.

Azkan, C., Iggena, L., Gür, I., Möller, F., & Otto, B. (2020). A taxonomy for data-driven services in manufacturing industries, in Proceedings of the twenty fourth Pacific Asia Conference on Information Systems, Dubai, UAE, doi: <https://aisel.aisnet.org/pacis2020/184>.

Baecker, J., Engert, M., Pfaff, M., & Krcmar, H. (2020). Business strategies for data monetization: Deriving insights from practice. *Wirtschaftsinformatik*, 972–987, doi: https://doi.org/10.30844/wi_2020_j3-baecker

Balazinska, M., Howe, B., & Suciu, D. (2011). Data markets in the cloud: An opportunity for the database community. *Proc. Very Large Data Bases Endow.* 4 (12), 1482–1485. doi: <https://doi.org/10.14778/3402755.3402801>

Berndtsson, M., Forsberg, D., Stein, D., & Svahn, T. (2018). Becoming a data-driven organisation, in Proceedings of the 26th European Conference on Information Systems, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2018_rip/43.

Bernhardt, M. (2004), 29–43. Classification of design options in reverse pricing mechanisms.

Cichy, C., & Rass, S. (2019). An overview of data quality frameworks. *IEEE Access* 7, 24634–24648, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2899751](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2899751)

Demchenko, Y., Los, W., & de Laat, C. (2018). Data as economic goods: Definitions, properties, challenges, enabling technologies for future data markets. *Int. Telecommun. Union J. ICT Discov.* 2 (23), doi: <http://handle.itu.int/11.1002/pub/812388fe-en>.

Đogatović, M., & Đogatović, V. R. (2021). Users perceived pricing model for big data, in 2021 International conference on E-business Technologies. Belgrade, Serbia.

Ehrlinger, L., & Wöß, W. (2022). A survey of data quality measurement and monitoring tools. *Front. Big Data* 28, 850611, doi: <https://doi.org/10.3389/fdata.2022.850611>

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2020). Big data monetization throughout big data value chain: A comprehensive review. *J. Big Data* 7 (1), 3–22, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0281-5>

Freichel, C., Fuchs, A., & Werner, P. (2020). Smart factory—requirements for exchanging machine data, *Proceedings of the International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology*, Berlin, Germany. Springer, 347–359, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-64823-7_32

Fricker, S.A., & Maksimov, Y. V. (2017). Pricing of data products in datamarketplaces, in *Software business. Proceedings of the international conference of software business*. Editors A. Ojala, H. Holmström Olsson, & K. Werder, 304, 49–66, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-69191-6_4

Global System for Mobile Communication Association (2018). Data value chain, doi: <https://www.gsma.com/publicpolicy/resources/thedata-value-chain>.

Hanafizadeh, P., & Nik, M. R. H. (2020). Configuration of data monetization: A review of literature with thematic analysis. *Glob. J. Flexible Syst. Manag.* 21 (1), 17–34, doi: <https://doi.org/10.1007/s40171-019-00228-3>

Haug, A., Zachariassen, F., & van Liempd, D. (2011). The costs of poor data quality. *J. Industrial Eng. Manag.* 4 (2), 168–193, doi: [doi:10.3926/jiem.2011.v4n2.p168-193](https://doi.org/10.3926/jiem.2011.v4n2.p168-193)

Heckman, J. R., Boehmer, E. L., Peters, E. H., Davaloo, M., & Kurup, N. G. (2015). A pricing model for data markets,” in *Proceedings of the iConference*, doi: <https://www.ideals.illinois.edu/items/73657>

Holzinger, A., Hörtenhuber, M., Mayer, C., Bachler, M., Wassertheurer, S., & Pinho, A. J., et al. (2014). On entropy-based data mining, in *Interactive knowledge discovery and data mining in biomedical informatics* (Berlin,

Heidelberg: Springer), 209–226, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-662-43968-5_12

Koutroumpis, P., Leiponen, A., & Thomas, L. D. (2017). The (unfulfilled) potential of data marketplaces ETLA working papers, The Research Institute of the Finnish Economy, Helsinki, Finland, doi: <http://hdl.handle.net/10419/201268>.

Kühne, B., & Böhmman, T. (2019). Data-driven business models-building the bridge between data and value, in Proceedings of the European Conference on Information Systems. uppsala, Sweden, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2019_rp/167.

Li, X., Yao, J., Liu, X., & Guan, H. (2017). “A first look at information entropy-based data pricing,” in Proceedings of the 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), June 2017, Atlanta, GA, USA (IEEE), 2053–2060, doi: [10.1109/ICDCS.2017.45](https://doi.org/10.1109/ICDCS.2017.45)

Li, Z., Ni, Y., Gao, X., & Cai, G. (2019). Value evaluation of data assets: Progress and enlightenment, in Proceedings of the 2019 4th IEEE International Conference on Big Data Analytics, March 2019, Suzhou, China, 88–93, doi: [10.1109/ICBDA.2019.8713240](https://doi.org/10.1109/ICBDA.2019.8713240)

Liang, F., Yu, W., An, D., Yang, Q., Fu, X., & Zhao, W. (2018). A survey on big data market: Pricing, trading and protection. IEEE Access 6, 15132–15154. Suzhou, China, doi: [10.1109/ACCESS.2018.2806881](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2806881)

Lim, C., Kim, K.H., Kim, M. J., Heo, J. Y., Kim, K. J., & Maglio, P. P. (2018). From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in informationintensive services. Int. J. Inf. Manag. 39, 121–135, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.007>

Liozu, S., & Ulaga, W. (2018). Monetizing data: A practical roadmap for framing, pricing and selling your B2B digital offers. Anthem, Arizona (USA): VIA publishing.

Mehta, S., Dawande, M., Janakiraman, G., & Mookerjee, V. (2021). How to sell a data set? Pricing policies for data monetization. Inf. Syst. Res. 32 (4), 1281–1297, doi: <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1027>

Meierhofer, J., & Meier, K. (2017). From data science to value creation, in Proceedings of the International Conference on Exploring Services Science (Berlin, Germany: Springer), 173–181, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-56925-3_14

Miles, H., & Huberman, M. (1994). *Qualitative data analysis: A sourcebook*. Beverly Hills, CA, USA: Sage.

Mišura, K., & Žagar, M. (2016). Data marketplace for internet of things, in *Proceedings of the 2016 International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, 255–260. Osijek, Croatia, doi: [10.1109/SST.2016.7765669](https://doi.org/10.1109/SST.2016.7765669)

Monteiro, D., Monteiro, L., Ferraz, F., & Meira, S. (2020). Big data monetization: Discoveries from a systematic literature review, in *Proceedings of the Ninth International Conference on Data Analytics*.9

Moro, V. R., Larocca, A., & Marconi, M. (2017). Big data-driven value chains and digital platforms: From value Co-creation to monetization. *SSRN Electron. J*, doi: 10.2139/ssrn.2903799

Muschalle, A., Stahl, F., Löser, A., & Vossen, G. (2013). Pricing approaches for data markets. *Int. Workshop Bus. Intell. Real-Time Enterp.* 154, 129–144, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-39872-8_10

Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data monetization: Lessons from a retailer's journey. *MIS Q. Exec.* 12 (4), doi: <https://aisel.aisnet.org/misqe/vol12/iss4/4>.

Niyato, D., Hoang, D. T., Luong, N. C., Wang, P., Kim, D. I., & Han, Z. (2016). Smart data pricing models for the internet of things: A bundling strategy approach. *IEEE Netw.* 30 (2), 18–25. doi:10.1109/MNET.2016.7437020

Okoli, C., & Schabram, K. (2010). A guide to conducting a systematic literature review of information systems research. *SSRN Electron. J* 10 (26), doi: 10.2139/ssrn.1954824

Opher, A., Chou, A., Onda, A., & Sounderrajan, K. (2016). *The rise of the data economy: Driving value through internet of things data monetization*. Somers, NY, USA: IBM Corporation.

Otto, B. (2015). Quality and value of the data resource in large enterprises. *Information Systems Management*, 32(3), 234–251, doi: <https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1044344>.

Paiola, M., & Gebauer, H. (2020). Internet of things technologies, digital servitization and business model innovation in BtoB manufacturing firms. *Industrial Marketing Management*, 89, 245-264, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.03.009>

Pantelis, K., & Aija, L. (2013). Understanding the value of (big) data, in Proceedings of the The IEEE International Conference on Big Data (IEEE), 38–42. Silicon Valley, CA, USA, doi: 10.1109/BigData.2013.6691691

Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., & Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. *Commun. Assoc. Inf. Syst.* 47, 25–49, doi: 10.17705/1CAIS.04702

Paschou, T., Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Sacconi, N. (2020). Digital servitization in manufacturing: A systematic literature review and research agenda. *Ind. Mark. Manag.* 89, 278–292, doi: 10.1016/j.indmarman.2020.02.012

Pei, J. (2020). A survey on data pricing: From economics to data science. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 34, 4586–4608, doi: 10.1109/TKDE.2020.3045927

Rao, D., & Keong, N. W. (2016), July 2016. A method to price your information asset in the information market. Proceedings of the 2016 IEEE International Congress on Big Data, 307–314. San Francisco, CA, USA.

Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Sacconi, N. (2021). Digitally-enabled advanced services: Managing the journey from data to value. 10, *Spring Servitization Conf.*, 54–62.

Rayport, J. F., & Sviokla, J. J. (1995). Exploiting the virtual value chain. *Harv. Bus. Rev.* 73 (6), 75, doi: <https://hbr.org/1995/11/exploiting-the-virtual-value-chain>.

Rehman, M. H., Yaqoob, I., Salah, K., Imran, M., Jayaraman, P. P., & Perera, C. (2019). The role of big data analytics in industrial Internet of Things. *Future Gener. Comput. Syst.* 99, 247–259, doi: 10.1016/j.future.2019.04.020

Sadiq, S. (2013). *Handbook of data quality: Research and practice*. Springer Science & Business Media. Berlin, Germany, doi: 10.1007/978-3-642-36257-6

Saleh, T., Brock, J., Yousif, N., & Luers, A. (2013). The age of digital ecosystems: Thriving in a world of Big Data. *BCG IT Advant.*, 33–36.

Sarikaya, A., Correll, M., Bartram, L., Tory, M., & Fisher, D. (2018). What do we talk about when we talk about dashboards? *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.* 25 (1), 682–692, doi: 10.1109/TVCG.2018.2864903

Schomm, F., Stahl, F., & Vossen, G. (2013). Marketplaces for data: An initial survey. *ACM SIGMOD Rec.* 42 (1), 15–26, doi: 10.1145/2481528.2481532

Schroeder, A., Naik, P., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2020). Digitally enabled advanced services: A socio-technical perspective on the role of the internet of things (IoT). *Int. J. Operations Prod. Manag.* 40 (7/8), 1243–1268, doi: 10.1108/IJOPM-03-2020-0131

Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.* 27 (3), 379–423, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x

Shapiro, C., Varian, H. R., & Carl, S. (1998). *Information rules: A strategic guide to the network economy.* Massachusetts, MA: Harvard Business Press.

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2019). Pricing personal data based on information entropy. *Proceedings of the ACM International Conference.* 143–146, doi: <https://doi.org/10.1145/3305160.3305204>

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2016). A pricing model for Big Personal Data. *Tsinghua Science and Technology* 21(5), 482–490, doi: [10.1109/TST.2016.7590317](https://doi.org/10.1109/TST.2016.7590317)

Spiekerman, M. (2019). Data marketplaces: Trends and monetisation of data goods. *Intereconomics* 54 (4), 208–216, doi: 10.1007/s10272-019-0826-z

Stahl, F., & Vossen, G. (2017). Name your own price on data marketplaces. *Informatica* 28 (1), 155–180, doi: 10.15388/Informatica.2017.124

Suppatvech, C., Godsell, J., & Day, S. (2019). The roles of internet of things technology in enabling servitized business models: A systematic literature review. *Ind. Mark. Manag.* 82, 70–86, doi: 10.1016/j.indmarman.2019.02.016

Taleb, I., Serhani, M. A., Bouhaddioui, C., & Dssouli, R. (2021). Big data quality framework: a holistic approach to continuous quality management. *Journal of Big Data*, 8(1), 1–41, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00468-0>

Tang, R., Wu, H., Bao, Z., Bressan, S., & Valduriez, P. (2013). The price is right. *Proc. Int. Conf. Database Expert Syst. Appl.* 8056, 380–394, doi: 10.1007/978-3-642-40173-2_31

Teece, D. J., & Linden, G. (2017). Business models, value capture, and the digital enterprise. *J. Organ. Des.* 6 (1), 8–14, doi: 10.1186/s41469-017-0018-x

Thomas, L. D. W., & Leiponen, A. (2016). Big data commercialization. *IEEE Eng. Manag. Rev.* 44 (2), 74–90, doi: 10.1109/EMR.2016.2568798

Tian, Y., Ding, Y., Fu, S., & Liu, D. (2022). Data boundary and data pricing based on the shapley value. *IEEE Access* 10, 14288–14300, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3147799

Voss, C., Tsiriktsis, N., & Frohlich, M. (2002). Case research in operations management. *Int. J. Operations Prod. Manag.* 22 (2), 195–219, doi: 10.1108/01443570210414329

Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *J. Manag. Inf. Syst.* 12 (4), 5–33, doi: 10.1080/07421222.1996.11518099

Wilkinson, M. D., Dumontier, M., Aalbersberg, I. J., Appleton, G., Axton, M., & Baak, A. (2016). The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Sci. data* 3 (1), 160018–160019, doi: 10.1038/sdata.2016.18

Witell, L., & Löfgren, M. (2013). From service for free to service for fee: Business model innovation in manufacturing firms. *J. Serv. Manag.* 24 (5), 520–533, doi: 10.1108/JOSM-04-2013-0103

Woroch, R., & Strobel, G. (2022). Show me the Money: How to monetize data in datadriven business models?, *Wirtschaftsinformatik 2022 Proceedings*. 13 doi: https://aisel.aisnet.org/wi2022/digital_business_models/digital_business_models/13

Yang, J., Zhao, C., & Xing, C. (2019). Big data market optimization pricing model based on data quality. *Complexity*, doi: <https://doi.org/10.1155/2019/5964068>

Yu, H., & Zhang, M. (2018). Data pricing strategy based on data quality. *Comput. Industrial Eng.* 112, 1–10, doi: 10.1016/j.cie.2017.08.008

Zambetti, M., Adrodegari, F., Pezzotta, G., Pinto, R., Rapaccini, M., & Barbieri, C. (2021). From data to value: conceptualising data-driven product service system. *Production Planning & Control*, 1–17, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1903113>

Zhang, M., & Beltrán, F. (2020). A survey of data pricing methods. SSRN J., doi: 10.2139/ssrn.3609120

Zhang, R., Indulska, M., & Sadiq, S. (2019). Discovering data quality problems. *Bus. Inf. Syst. Eng.* 61 (5), 575–593, doi: 10.1007/s12599-019-00608-0

CAPÍTULO VI
**Conclusiones, limitaciones y
futuras líneas de investigación**

Capítulo VI. Conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación

En el sexto capítulo de esta tesis doctoral se presentan las conclusiones, así como las limitaciones y las líneas de investigación a explorar en el futuro.

6.1 Conclusiones

La I40 y la digitalización son dos fenómenos que van de la mano, con nuevos retos relacionados con la propia organización de las empresas, el uso de nuevas tecnologías y la implantación de la sensórica en los procesos de producción. Todo ello facilita la producción de datos que se pueden analizar para, entre otros aspectos, ofrecer servicios digitales, lo que genera nuevas vías de ingreso para las empresas. En este sentido, esta tesis doctoral se enmarca dentro de la servitización, proceso que busca habilitar a las empresas para que ofrezcan no solo productos físicos, sino servicios adicionales ligados a los mismos. Concretamente, el capítulo 3 tiene como objetivo comprender la influencia de la I40 y la digitalización en las PYMEs y Grandes Empresas, utilizando para ello una metodología cualitativa. Así, se utiliza una muestra de 124 empresas de las regiones de Baja Baviera (Alemania) y Bohemia (República Checa), analizando variables como la digitalización en la creación del valor de la empresa y en el número de puestos de trabajo, además del origen y tamaño de las empresas y las inversiones. El análisis de la muestra constata que las Grandes Empresas tienen más facilidad que las PYMEs para hacer frente a los retos planteados por la I40 y la digitalización. Asimismo, identifica la necesidad de profundizar en la implicación del factor humano desde las primeras fases de la transformación digital para facilitar su posterior implementación operativa.

En la investigación del capítulo 4 el objeto de estudio es el DLC, que incluye las fases de producción y transformación de los datos, así como la obtención de la información. Para ello, se investigan las características de los distintos modelos existentes, prestando especial atención al ámbito académico en el que se utilizan, al número de las etapas y a las palabras clave utilizadas. De todo ello se concluye que no existe un consenso académico sobre lo que significa el DLC, ya que nociones como el ciclo de vida de la gestión de datos, curación de datos y la cadena de valor de Big Data se utilizan de manera similar. Además, tampoco hay un acuerdo sobre el número de fases que requiere el DLC: Otto (2015) identifica cuatro etapas, mientras que Kiourtis et al. (2016) señala 8. En paralelo, se observa que la mayoría de los modelos de DLC sirven para caracterizar

marcos o arquitecturas, centrándose en la mejora del modelado y la gestión de datos, la creación de conocimiento y la reutilización de datos.

Otro aspecto de la investigación se centra en el PDLC, que hace mención a los datos provenientes del producto. De dicho estudio se concluye que tampoco existe una única manera de definirlo, ya que existen otros conceptos como “datos del PLM” o “información circular del PLM” que se utilizan de forma similar. De todas formas, el PDLC hace mención a las fases de transformación del dato y del propio producto, siendo utilizado en marcos de trabajo, sistemas Big Data o en entornos conectados de manera inteligente. Por ello todo ello la literatura científica acepta que tiene un sentido más amplio.

Finalmente, la investigación presentada en el capítulo 5 aborda la monetización y la asignación de precios a los datos. Para ello, se ha realizado un estudio de caso con una empresa industrial que está implantando un proceso de servitización, con el objetivo de ofrecer servicios digitales basados en datos a los compradores de sus productos industriales. Así, se propone un marco conceptual que consta de dos dimensiones, i.e. características y mercado de los datos, y cuatro componentes, i.e. calidad, entropía, valor y actores de mercado, además de distintas variables para su estimación: precio de suministro, valoración del dato, CRI, Entropía del dato y calidad del dato. Al mismo tiempo, se desarrolla un modelo de asignación de precios basado en la propuesta de Shen et al. (2016), en la que se integran las variables calidad, entropía, valoración realizada por el productor y el cliente y el precio de suministro.

6.2 Limitaciones

Cabe mencionar que los procesos de producción y análisis de los datos se ajustan a las tecnologías del periodo 2018-2023, por lo que los avances tecnológicos de los futuros años modificarán los modelos de negocios digitales. Así, se espera que el uso de la 5-G y el progresivo desarrollo de la Industria 5.0 afecten a internet, a los servicios digitales que ofertan las empresas y a la interacción entre ser humano y máquinas. En paralelo, es importante recalcar que las referencias que se hacen a la literatura científica quedarán obsoletas en

la medida en que la transformación digital vaya avanzando en su implementación.

De manera más concreta, las limitaciones de la investigación presentada en el capítulo 3 están relacionadas con la muestra un tanto dispar de Grandes Empresas y PYMEs, así como con la actividad empresarial de las mismas, por lo que convendría igualar el número de las mismas. Al mismo tiempo, existen muchas variables, p. ej. sociológicas, culturales etc., que podrían influir en la representación que dichos agentes económicos tienen de la digitalización.

En cuanto a la investigación presentada en el capítulo 4, los resultados obtenidos muestran una gran variedad de modelos sobre el DLC y de los productos, sin que exista un consenso entre la comunidad científica sobre su idoneidad. Además, un gran número de ellos se desarrollan desde una óptica teórica, por lo que su aplicación en casos prácticos presenta limitaciones.

En relación a la investigación presentada en el capítulo 5, cabe mencionar que el modelo propuesto es un modelo lineal de las relaciones entre las distintas variables. Al mismo tiempo, y aunque el caso de estudio haya facilitado mucha información sobre la manera de monetizar datos y de asignarles un precio, el hecho de que no se puedan publicar datos reales hace del propuesto modelo un modelo teórico.

6.3 Futuras líneas de investigación

En base a las limitaciones presentadas en la sección anterior se plantean tres bloques temáticos sobre futuras líneas de investigación:

El primero de ellos tiene que ver con la servitización digital, que requiere de una tecnología que habilite la producción de los datos para, después, ofertar servicios basados en los mismos. Dicho proceso, en línea con la I40 y el IoT, plantea una serie de retos relacionados con aspectos técnicos, organizacionales y humanos que la literatura comienza a investigar. Así, se podría analizar el proceso de servitización en el sector manufacturero de Gipuzkoa y Euskadi, tanto a nivel

interno como a nivel externo de la empresa. En el primer caso, las líneas a considerar estarían relacionadas con la mejora del diseño de los servicios digitales, las competencias laborales que se requieren para su desarrollo y los modelos de negocio que derivan de los mismos y, desde un punto de vista organizacional, la implicación del factor humano a partir de las primeras fases de la transformación digital para facilitar su posterior implementación operativa con el objetivo de reducir el ratio de fracaso debido a la resistencia al cambio de las personas, e.g. compartir con los trabajadores el porqué de la implantación digital, explicar cómo van a transformarse sus funciones y actividades tras la implantación, formarles en el sentido y uso de las herramientas digitales de la implantación digital a realizar, así como gestionar el proceso de cambio de actividades y roles de las personas y equipos implicados. En el segundo caso, cobraría importancia el estudio del mercado de los servicios digitales, identificando los actores que participan en él y desarrollando indicadores para su medición. Otro foco de interés sería el de las líneas de crédito que se pueden utilizar para la financiación de este tipo de servicios, explorando los factores económicos que los hagan más atractivos para los inversores.

El segundo bloque de las futuras líneas de investigación tiene que ver con el ciclo de vida del dato. Así, se podría desarrollar un modelo del DLC y del producto adaptado a las características del sector industrial, donde la sensórica de las máquinas juega un papel relevante. Para poder extrapolar los resultados, sería pertinente realizar un estudio en el que se incluyeran distintas empresas del sector manufacturero

El tercer bloque tiene que ver con la monetización y los modelos de asignación de precios. Concretamente, se podría mejorar el modelo propuesto incorporando nuevas variables como el volumen de datos, además de estimar el precio del suministro de los datos utilizando instrumentos del campo de la microeconomía. En la misma línea, sería interesante explorar aspectos como la actualidad o la confidencialidad de los datos, ya que dichas características pueden influir en el precio final de los servicios. Finalmente, sería pertinente desarrollar un modelo de relación no lineal para la relación entre la variable dependiente y las independientes.

7.1 Referencia bibliográficas:

Abasova, J., Tanuska, P., & Rydzi, S. (2021). Big Data—Knowledge Discovery in Production Industry Data Storages—Implementation of Best Practices. *Applied Sciences*, 11(16), 7648, doi: <https://doi.org/10.3390/app11167648>.

Abbas, A. E., Agahari, W., van de Ven, M., Zuiderwijk, A., & de Reuver, M. (2021). Business data sharing through data marketplaces: A systematic literature review. *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.* 16 (7), 3321–3339. doi: <https://doi.org/10.3390/jtaer16070180>

Abdullah, N., Ismail, S. A., Sophiayati, S., & Sam, S.M. (2015). Data quality in big data: A review. *Int. J. Adv. Soft Comput. its Appl.* 7 (3), 17–27. ISSN 2074-8523

Adesemowo, A. K., Von Solms, R., & Botha, R. A. (2016). Safeguarding information as an asset: Do we need a redefinition in the knowledge economy and beyond?. *South African Journal of Information Management*, 18(1), 1-12,doi: <https://hdl.handle.net/10520/EJC189658>

Adolphs, P., & Epple, U. (2015). Platform Industrie 4.0. Status Report: Reference Architecture Model Industrie 4.0 (RAMI 4.0), VDI/VDE.

Adrodegari, F., Alghisi, A., Ardolino, M., & Saccani, N. (2015). From ownership to service-oriented business models: a survey in capital goods companies and a PSS typology. *Procedia CIRP*, 30, 245-250, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.02.105>

Agarwal, G. K., Simonsson, J., Magnusson, M., Hald, K. S., & Johanson, A. (2022). Value-capture in digital servitization. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(5), 986-1004. doi:<https://doi.org/10.1108/JMTM-05-2021-0168>

Agostini, L. & Nosella, A. (2020). The adoption of Industry 4.0 technologies in SMEs: results of an international study, *Management Decision*, 58 (4), 625-643,doi:<https://doi.org/10.1108/MD-09-2018-0973>

Ahituv, N. (1989). Assessing the value of information: problems and approaches. *ICIS 1989 Proceedings*. 45,doi:<https://aisel.aisnet.org/icis1989/45>

Ahn, S., Oh, H., Kim, H. J., & Choi, J. K. (2016). Data lifecycle and tagging for internet of things applications. In *Proceedings of the 29TH Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, Hobart, TAS, Australia, 5-8*, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-50127-7_61

Alexopoulos, K., Koukas, S., Boli, N., & Mourtzis, D. (2018). Architecture and development of an Industrial Internet of Things framework for realizing services in Industrial Product Service Systems. *Procedia CIRP*, 72, 880–885,doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.152>

Alieva, J., & Powell, D. J. (2022). The significance of employee behaviours and soft management practices to avoid digital waste during a digital transformation. *International Journal of Lean Six Sigma*,doi:<https://doi.org/10.1108/IJLSS-07-2021-0127>

Alshammari, M., & Simpson, A. (2018). Personal data management: an abstract personal data lifecycle model. In *Business Process Management Workshops: BPM 2017 International Workshops, Barcelona, Spain, September 10-11, 2017, Revised Papers 15*, 685-697. Springer International Publishing,doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-74030-0_55

Alshboul, Y., Nepali, R. K., & Wang, Y. (2015). Big Data LifeCycle: Threats and Security Model. In *Proceeding AMCIS*, doi: <https://aisel.aisnet.org/amcis2015/ISSecurity/GeneralPresentations/16>

Allen, I. E., & Seaman, C. A. (2007). Likert scales and data analyses. *Quality progress*, 40(7), 64-65.

Andrews, D., Dmitrijeva, J., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2018). Snakes and ladders in servitization: using a game to capture inhibitors and enablers of transformation. *Research-Technology Management*, 61(6),37-47, doi: <https://doi.org/10.1080/08956308.2018.1516930>

Annarelli, A., Battistella, C., Costantino, F., Di Gravio, G., Nonino, F., & Patriarca, R. (2021). New trends in product service system and servitization research: A conceptual structure emerging from three decades of literature. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 32, 424436,doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2021.01.010>

Attaran, M. & Zwick, M. (1987). Entropy and other measures of industrial diversification. *Q. J. Bus. Econ.* 26 (4), 17–34, doi: <http://www.jstor.org/stable/40472898>.

Azevedo, A., & Sholiha, M. A. (2015). Innovative costing system framework in industrial product-service system environment. *Procedia Manufacturing*, 4, 224-230, doi:<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.11.035>

Azkan, C., Iggena, L., Gür, I., Möller, F., and Otto, B. (2020). A Taxonomy for Data-Driven Services in Manufacturing Industries. *Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems*, 184, doi:<https://aisel.aisnet.org/pacis2020/184>

Baecker, J., Engert, M., Pfaff, M., & Krcmar, H. (2020). Business strategies for data monetization: Deriving insights from practice. *Wirtschaftsinformatik*, 972–987, doi: https://doi.org/10.30844/wi_2020_j3-baecker

Bagheri, B. S. Yang, H.-A. Kao, & Lee, J. (2015). Cyber-physical Systems Architecture for Self-Aware Machines in Industry 4.0 Environment, *IFAC-PapersOnLine*, 48 (3), 1622–1627, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.318>

Baheti, R., & Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. *The impact of control technology*, 12(1), 161-166.

Baines, T. S., Holmes, G., Keen, P., Lightfoot, H., McKechnie, L., & Musson, E. (2013). Servitization impact study: How UK based manufacturing organisations are transforming themselves to compete through advanced services. *Aston Business School Report, UK*.

Baines, T. S., Lightfoot, H. W., Benedettini, O., & Kay, J. M. (2009). The servitization of manufacturing: A review of literature and reflection on future challenges. *Journal of manufacturing technology management*, doi:<https://doi.org/10.1108/17410380910960984>

Baines, T. S., Lightfoot, H. W., Evans, S., Neely, A., Greenough, R., Peppard, J., ... & Wilson, H. (2007). State-of-the-art in product-service systems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: journal of engineering manufacture*, 221(10), 1543-1552, doi: <https://doi.org/10.1243/09544054JEM858>

Baines, T., & W. Lightfoot, H. (2014). Servitization of the manufacturing firm: Exploring the operations practices and technologies that deliver advanced services. *International Journal of Operations & Production Management*, 34(1), 2-35, doi: <https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2012-0086>

Balazinska, M., Howe, B., & Suci, D. (2011). Data markets in the cloud: an opportunity for the database community. *Proceedings of the Very Large Data Bases Endowment*, 4(12), 1482-1485, doi:<https://doi.org/10.14778/3402755.3402801>

Ball, A. (2012). *Review of data management lifecycle models*. University of Bath, IDMRC.

Barrios, P., Danjou, C., & Eynard, B. (2022). Literature review and methodological framework for integration of IoT and PLM in manufacturing industry. *Computers in Industry*, 140, 103688, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103688>.

Basl, J. (2017). Pilot study of readiness of Czech companies to implement the principles of Industry 4.0. *Management and Production Engineering Review*, 8, doi: [10.1515/mper-2017-0012](https://doi.org/10.1515/mper-2017-0012)

Beier, G., Matthes, M., Shuttleworth, L., Guan, T., Grudzien, D. I. D. O. P., Xue, B., ... & Chen, L. (2022). Implications of Industry 4.0 on industrial employment: A comparative survey from Brazilian, Chinese, and German practitioners. *Technology in society*, 70, 102028, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102028>

Belvedere, V., Grando, A., Bielli, P. (2013). A Quantitative Investigation of the Role of Information and Communication Technologies in the Implementation of a Product-Service System. *International Journal of Production Research* 51 (2), 410-26, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.648278>

Berndtsson, M., Forsberg, D., Stein, D., & Svahn, T. (2018). Becoming a data-driven organisation, in Proceedings of the 26th European Conference on Information Systems, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2018_rip/43.

Bernhardt, M. (2004), 29–43. Classification of design options in reverse pricing mechanisms.

Bertoni, A., Marco B., Massimo P., Christian J., & Larsson. T. L (2016). Value-Driven Product Big Data as Pillars of Industry 4.0, *Future Internet*, 10(3), 24, doi: [10.3390/fi10030024](https://doi.org/10.3390/fi10030024)

Bigdeli, Z.A., Baines, T., Schroeder, A., Brown, S., Musson, E., Guang Shi, V., & Calabrese, A. (2018). Measuring servitization progress and outcome: the case of 'advanced services'. *Production Planning & Control*, 29(4), 315-332, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1429029>

Bin, M., & Hui, G. (2021). A systematic review of factors influencing digital transformation of SMEs. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(11), 1673-1686.

Bhargava, A., Bester, M., Bolton, L. (2021) Employees' Perceptions of the Implementation of Robotics, Artificial Intelligence, and Automation (RAIA) on Job Satisfaction, Job Security, and Employability. *Journal of Technology in Behavioral Science*, 6, 106–113, doi: <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00153-8>

Block, C. (2022) 12 Reasons Your Digital Transformation Will Fail. *Forbes Coaches Council*. Web: <https://www.forbes.com/sites/forbescoachescouncil/2022/03/16/12-reasons-your-digital-transformation-will-fail/>

Boisot, M., & Canals, A. (2004). Data, information and knowledge: have we got it right?. *Journal of evolutionary economics*, 14(1), 43-67, doi:<https://doi.org/10.1007/s00191-003-0181-9>

Bosman, L., Hartman, N., & Sutherland, J. (2019). How manufacturing firm characteristics can influence decision making for investing in Industry 4.0 technologies. *Journal of Manufacturing Technology Management*, doi:<https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-0283>

Brettel, M., Friederichsen, N., Keller, M., & Rosenberg, M. (2014). How virtualization, decentralization and network building change the manufacturing landscape: An Industry 4.0 Perspective. *International Journal of Information and Communication Engineering*, 8(1), 37-44.

Brownlow, J., Zaki, M., Neely, A., & Urmetzer, F. (2015). Data and analytics-data-driven business models: A Blueprint for Innovation. *Cambridge Service Alliance*, 7(February), 1-17.

Bulger, M., Taylor, G., & Schroeder, R. (2014). Data-driven business models: challenges and opportunities of big data. *Oxford Internet Institute. Research Councils UK: NEMODE, New Economic Models in the Digital Economy*.

Calabrese, A., Levialdi Ghiron, N., Tiburzi, L., Baines, T., & Ziaee Bigdeli, A. (2019). The measurement of degree of servitization: literature review and recommendations. *Production Planning & Control*, 30(13), 1118-1135, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1592260>

Cao, H., Wachowicz, M., Renso, C., & Carlini, E. (2019). Analytics everywhere: generating insights from the internet of things. *Ieee Access*, 7, 71749–71769, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2919514](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919514)

Carnero, M.C. & González-Prida, V. (2016). *Optimum Decision Making in Asset management*, IGI-Global.

Carriere-Swallow, M. Y., & Haksar, M. V. (2019). *The economics and implications of data: an integrated perspective*. *International Monetary Fund*.

Castellano-Fernández, E., & Lopez-Odrizola, U. (2020). A servitization roadmap for Basque manufacturing SMEs. *Advanced Services for Sustainability and Growth*, 72.

Caylar, P. L., Noterdaeme, O., & Naik, K. (2016). Digital in industry: From buzzword to value *CIRP* 2020, 90, 718–723, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.128>

Cichy, C., & Rass, S. (2019). An overview of data quality frameworks. IEEE Access 7, 24634–24648, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2899751](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2899751)

Cobo, M., López-Herrera, A., Herrera-Viedma, E. & Herrera, F. (2011). An approach for detecting, quantifying and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the Fuzzy sets Theory field. *Journal of Informetrics* 5(1), 146-166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.10.002>

Comisión Europea (2003). COMMISSION RECOMMENDATION of 6 May 2003 concerning the definition of micro, small and medium-sized enterprises (notified under document number C(2003) 1422) (Text with EEA relevance) (2003/361/EC) <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32003H0361>

Comisión Europea (2022). Digital Economy and Society Index (DESI) 2022.

Comisión Europea (2022). European Data Act: The path to the digital decade.

Corallo, A., Latino, M. E., Menegoli, M., & Pontrandolfo, P. (2020). A systematic literature review to explore traceability and lifecycle relationship. *International Journal of Production Research*, 58(15), doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1771455>

Coreynen, W., Matthyssens, P., & Van Bockhaven, W. (2017). Boosting servitization through digitization: Pathways and dynamic resource configurations for manufacturers. *Industrial Marketing Management*, 60(1), 42-53, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.04.012>

Cox, A. M., & Tam, W. W. T. (2018). A critical analysis of lifecycle models of the research process and research data management. *Aslib Journal of Information Management*, doi: <https://doi.org/10.1108/AJIM-11-2017-0251>

Crespo, A. (2007). *The maintenance management framework: models and methods for complex systems maintenance*. Springer Science & Business Media.

Crié, D., & Micheaux, A. (2006). From customer data to value: What is lacking in the information chain?. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 13(4), 282-299, doi: <https://doi.org/10.1057/palgrave.dbm.3240306>

Cuevas, J. M. (2018). The transformation of professional selling: Implications for leading the modern sales organization. *Industrial Marketing Management*, 69, 198-208, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.017>

Cui, Y., Kara, S., & Chan, K. C. (2020). Manufacturing Big Data ecosystem: A systematic literature review. *Robotics and computer-integrated Manufacturing*, 62, 101861, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101861>.

Curry, E. (2016). The big data value chain: definitions, concepts, and theoretical approaches. In *New horizons for a data-driven economy*, 29-37. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-21569-3_3

Cusumano, M. A., Kahl, S. J., & Suarez, F. F. (2015). Services, industry evolution, and the competitive strategies of product firms. *Strategic management journal*, 36(4), 559-575, doi: <https://doi.org/10.1002/smj.2235>

Chaki, S. (2015). The Lifecycle of Enterprise Information Management. In: Enterprise Information Management in Practice. Apress, Berkeley, CA, doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-1218-9_2

Daisy Valle, E., Dalenogare, L. S., Le Dain, M. A., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2019). The role of digital capabilities for digital product-service-systems development. In *Proceedings of 2019 Spring Servitization Conference*, 131-139.

Dalenogare, L. S., Le Dain, M. A., Ayala, N. F., Pezzotta, G., & Frank, A. G. (2023). Building digital servitization ecosystems: An analysis of inter-firm collaboration types and social exchange mechanisms among actors. *Technovation*, 124, 102756, doi: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102756>

Dama international (2017). DAMA-DMBOK, data management body of knowledge. New Jersey, NJ: Technics Publications.

Davoudian, A., & Liu, M. (2020). Big Data systems: A software engineering perspective. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 53(5), 1–39, doi: <https://doi.org/10.1145/3408314>.

de Haro-Olmo, F. J., Valencia-Parra, Á., Varela-Vaca, Á. J., & Álvarez-Bermejo, J. A. (2021). Data curation in the Internet of Things: A decision model approach. *Computational and Mathematical Methods*, doi: <https://doi.org/10.1002/cmm4.1191>.

Deloitte (2015). Industry 4.0 Challenges and solutions for the digital transformation and use of exponential technologies. *Finance, Audit Tax Consulting Corporate: Zurich, Swiss*, 1-12.

Deloitte (2020) Digital Transformation: Are people still our greatest asset? Web: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/uk/Documents/about-deloitte/deloitte-uk-digital-transformation-are-people-still-our-greatest-asset.pdf>

Demchenko, Y., Los, W., & de Laat, C. (2018). Data as economic goods: Definitions, properties, challenges, enabling technologies for future data markets. *International Telecommunication Union Journal*, 2(23), doi: <http://handle.itu.int/11.1002/pub/812388fe-en>

Dijcks (2013): Oracle: Big Data for the Enterprise; White paper, doi: <https://doi.org/10.1002/mar.20975>

Đogatović, M., & Đogatović, V. R. (2021). Users perceived pricing model for big data, in 2021 International conference on E-business Technologies. Belgrade, Serbia.

Echchakoui, S., & Barka, N. (2020). Industry 4.0 and its impact in plastics industry: A literature review. *Journal of Industrial Information Integration*, 20, 100172,doi:<https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100172>

Ehret, M., & Wirtz, J. (2017). Unlocking value from machines: business models and the industrial internet of things. *Journal of Marketing Management*, 33(1-2), 111-130,doi: <https://doi.org/10.1080/0267257X.2016.1248041>

Ehrlinger, L., & Wöß, W. (2022). A survey of data quality measurement and monitoring tools. *Front. Big Data* 28, 850611, doi: <https://doi.org/10.3389/fdata.2022.850611>

El Arass, M., Tikito, I., & Souissi, N. (2018). An audit framework for data lifecycles in a big data context. In *2018 International Conference on Selected Topics in Mobile and Wireless Networking*, 1-5, doi: [10.1109/MoWNet.2018.8428883](https://doi.org/10.1109/MoWNet.2018.8428883)

Eller, R., Alford, P., Kallmünzer, A., & Peters, M. (2020). Antecedents, consequences, and challenges of small and medium-sized enterprise digitalization. *Journal of Business Research*, 112, 119-127, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.03.004>

Ennis, C., Barnett, N., De Cesare, S., & Lander, R. (2018). A conceptual framework for servitization in Industry 4.0: Distilling directions for future research.

Etschmann, R., Meierhofer, J., & Schweiger, L. (2019). Data-Driven Servitization Approaches for SMEs in Manufacturing. *2nd Smart Services Summit*, 43, doi:<https://digitalcollection.zhaw.ch/handle/11475/5876>

EU Commission (2022). Data Act, The path to the digital decade. Publication Office of the European Union.

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2021). A novel approach for big data monetization

Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., Amine, A. (2020). Big Data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1–22,doi:<https://doi.org/10.1186/s40537-019-0281-5>

Favoretto, C., Mendes, G. H., Oliveira, M. G., Cauchick-Miguel, P. A., & Coreynen, W. (2022). From servitization to digital servitization: How digitalization transforms companies' transition towards services. *Industrial Marketing Management*, 102, 104-121,doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2022.01.003>

Fofou, R. F., Jiang, Z., & Wang, Y. (2021). A Review on the Lifecycle Strategies Enhancing Remanufacturing. *Applied Sciences*, 11(13), 5937, doi: <https://doi.org/10.3390/app11135937>.

Frank, A. G., Mendes, G. H., Ayala, N. F., & Ghezzi, A. (2019). Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 141, 341-351, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.01.014>

Freichel, C., Fuchs, A., & Werner, P. (2020). Smart factory—requirements for exchanging machine data, Proceedings of the International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology, Berlin, Germany. Springer, 347–359, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-64823-7_32

Fricker, S.A., & Maksimov, Y. V. (2017). Pricing of data products in data marketplaces. In Software Business, A. Ojala, H. Holmstrom Olsson, and K. Werder, Eds. Cham: Springer International Publishing, 304, 49-66, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-69191-6_4

Ghadimi, P., Donnelly, O., Sar, K., Wang, C., & Azadnia, A. H. (2022). The successful implementation of industry 4.0 in manufacturing: An analysis and prioritization of risks in Irish industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121394, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121394>

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

Gierej, S. (2017). Techniques for designing value propositions applicable to the concept of outcome-economy. *Engineering Management in Production and Services*, 9(1), 56-63, doi: <https://doi.org/10.1515/emj-2017-0006>

Global System for Mobile Communication Association (2018). Data value chain. 2018, doi: <https://www.gsma.com/publicpolicy/resources/the-data-value-chain> Global.

Gölzer, P., & Fritzsche, A. (2017). Data-driven operations management: organisational implications of the digital transformation in industrial practice. *Production Planning & Control*, 28(16), 1332–1343, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375148>.

Gölzer, P., Cato, P., & Amberg, M. (2015). Data processing requirements of industry 4.0-use cases for big data applications, doi: http://aisel.aisnet.org/ecis2015_rip/61

Gräßler, I., & Pottebaum, J. (2021). Generic Product Lifecycle Model: A Holistic and Adaptable Approach for Multi-Disciplinary Product–Service

Griffin, P. C., Khadake, J., LeMay, K. S., Lewis, S. E., Orchard, S., Pask, A., ... & Schneider, M. V. (2017). Best practice data life cycle approaches for the life sciences. *F1000Research*, 6, doi: [10.12688/f1000research.12344.2](https://doi.org/10.12688/f1000research.12344.2)

Grodek-Szostak, Z., Siguencia, L. O., Szelag-Sikora, A., & Marzano, G. (2020). The impact of industry 4.0 on the labor market. In *2020 61st International Scientific Conference on Information Technology and Management Science of Riga Technical University*, 1-5, doi: [10.1109/ITMS51158.2020.9259295](https://doi.org/10.1109/ITMS51158.2020.9259295)

Gröger, C. (2018). Building an Industry 4.0 analytics platform. *Datenbank-Spektrum*, 18, 1 5–14, doi: <https://doi.org/10.1007/s13222-018-0273-1>.

Gröger, C. (2021). There is no AI without data. *Communications of the ACM*, 64(11), 98–108, doi: <https://doi.org/10.1145/3448247>.

Harmoko, H., Ramírez, A.J., Enríquez, J.G., Axmann, B. (2022). Identifying the Socio-Human Inputs and Implications in Robotic Process Automation (RPA): A Systematic Mapping Study. In: Marrella, A., et al. *Business Process Management: Blockchain, Robotic Process Automation, and Central and Eastern Europe Forum. BPM 2022. Lecture Notes in Business Information Processing*, vol 459. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-031-16168-1_12

Hanafizadeh, P., & Nik, M. R. H. (2020). Configuration of data monetization: A review of literature with thematic analysis. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 21(1), 17-34, doi: <https://doi.org/10.1007/s40171-019-00228-3>

Harkonen, J., Mustonen, E., Koskinen, J., & Hannila, H. (2020). Digitizing Company Analytics—Digitalization Concept for Valuable Insights. In *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, Marina Bay Sands, Singapore 14-17, doi: [10.1109/IEEM45057.2020.9309799](https://doi.org/10.1109/IEEM45057.2020.9309799)

Härtling, R.C., Reichstein, C., & Schad. M. (2018). Potentials of Digital Business Models - Empirical investigation of data driven impacts in industry. En *Procedia Computer Science*, 126, 1495-1506. Elsevier B.V., 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.121>

Hartmann, P.M., Zaki, M., Feldmann, N. and Neely, A. (2016). Capturing value from big data – a taxonomy of data-driven business models used by start-up firms, *International Journal of Operations & Production Management*, 36 (10), 1382-1406, doi: <https://doi.org/10.1108/IJOPM-02-2014-0098>

Haug, A., Zachariassen, F., & van Liempd, D. (2011). The costs of poor data quality. *J. Industrial Eng. Manag.* 4 (2), 168–193, doi: [doi:10.3926/jiem.2011.v4n2.p168-193](https://doi.org/10.3926/jiem.2011.v4n2.p168-193)

Heckman, J. R., Boehmer, E. L., Peters, E. H., Davaloo, M., & Kurup, N. G. (2015). A pricing model for data markets. *Proceedings of the iConference*, doi:<http://hdl.handle.net/2142/73449>

Henderson, D., Earley, S., Sebastian-Coleman, L., Sykora, E., Smith, E. (2017). DAMA-DMBOK: Data Management Body of Knowledge. Technics Publications, New Jersey, 2017.

Higgins, S. (2008). Draft DCC curation lifecycle model. *International Journal of Digital Curation*, 2 (2), doi:<https://doi.org/10.2218/ijdc.v2i2.30>

Holzinger, A., Hörtenhuber, M., Mayer, C., Bachler, M., Wassertheurer, S., & Pinho, A. J., et al. (2014). On entropy-based data mining, in *Interactive knowledge discovery and data mining in biomedical informatics* (Berlin, Heidelberg: Springer), 209–226, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-662-43968-5_12

Horvat, D., Kroll, H., Jäger, A. (2019). Researching the Effects of Automation and Digitalization on Manufacturing Companies' Productivity in the Early Stage of Industry 4.0, *Procedia Manufacturing*, 886-893, doi:<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.401>

Horváth, D. & Szabó, R.Z. (2019). *Driving Forces and Barriers of Industry 4.0: Do Multinational and Small and Medium Sized Companies have Equal Opportunities?*. *Technological Forecasting & Social Change*, 146, 119-132, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.05.021>

Hozdić, E. (2015). Smart factory for industry 4.0: A review. *International Journal of Modern Manufacturing Technologies*, 7(1), 28-35, doi:<https://doi.org/10.1108/01443570210414329>

Hunke, Fabian, y Christian Engel. (2018). Utilizing Data and Analytics to Advance Service: Towards Enabling Organizations to Successfully Ride the Next Wave of Servitization. En *Lecture Notes in Business Information Processing*, 331, 219-31. Springer Verlag, 2018, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00713-3_17

Indounas, K., & Avlonitis, G. (2011). New industrial service pricing strategies and their antecedents: empirical evidence from two industrial sectors", *Journal of Business & Industrial Marketing*, 26(1), 26-33, doi: <https://doi.org/10.1108/08858621111097184>

Instituto de Estudios Económicos. (2022). El impacto económico del sector de datos en España: Una propuesta de cuantificación. *Revista del IEE*, 2(2022).

Jacobs, A. (2009). The pathologies of big data. *Communications of the ACM*, 52, 36–44, doi:<https://doi.org/10.1145/1536616.1536632>

Kambanou, M. L. (2020). Additional uses for life cycle costing in life cycle management. *Procedia CIRP*, 90, 718–723, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.01.128>.

Kazemargi, N., & Spagnoletti, P. (2020). IT investment decisions in industry 4.0: evidences from SMEs. In *Digital Business Transformation*, 77-92. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-47355-6_6

Khan, M., Wu, X., Xu, X., & Dou, W. (2017). Big data challenges and opportunities in the hype of Industry 4.0. In *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Paris, France, May 2017, 1–6, doi: [10.1109/ICC.2017.7996801](https://doi.org/10.1109/ICC.2017.7996801)

Khanra, S., Dhir, A., Parida, V., & Kohtamäki, M. (2021). Servitization research: A review and bibliometric analysis of past achievements and future promises. *Journal of Business Research*, 131, 151–166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.056>

Khin, S., & Kee, D. M. H. (2022). Factors influencing Industry 4.0 adoption. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(3), 448-467, doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-03-2021-0111>

Kilimis, P., Zou, W., Lehmann, M., & Berger, U. (2019). A survey on digitalization for SMEs in Brandenburg, Germany. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 2140-2145, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.522>

Kindström, D., Kowalkowski, C., & Alejandro, T. B. (2015). Adding services to product-based portfolios: An exploration of the implications for the sales function. *Journal of Service Management*, 26(3), 372-393, doi: <https://doi.org/10.1108/JOSM-02-2014-0042>

Kiourtis, A., Mavrogiorgou, A., Kyriazis, D., Maglogiannis, I., & Themistocleous, M. (2016). Towards data interoperability: turning domain specific knowledge to agnostic across the data lifecycle. In *Proceedings of the 30th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, Crans-Montana, Switzerland, 23-25 March 2016.

Kipper, L. M., Iepson, S., Dal Forno, A. J., Frozza, R., Furstenau, L., Agnes, J., & Cossul, D. (2021). Scientific mapping to identify competencies required by industry 4.0. *Technology in Society*, 64, 101454, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101454>

Klitou, D., Conrads, J. & Rasmussen, M., Probst, L. & Pedersen, B. (2017). Germany: Industry 4.0, Digital Transformation Monitor. PwC

Koch, V., Kuge, S., Geissbauer, R., & Schrauf, S. (2014). Industry 4.0: Opportunities and challenges of the industrial internet. *Strategy & PwC*, 5-50.

Kohtamäki, M., & Rabetino, R. (2019). Depicting the process towards digital servitization. The 8th Proceedings Spring Servitization Conference, Linköping University, Sweden.

Kohtamäki, M., Parida, V., Sjödin, D., Henneberg, S., & Rabetino, R. (2020). Digital Servitization: Data-driven business model configurations for creating, delivering and capturing value. In *Proceedings of 2020 Spring Servitization Conference*, 38-46.

Kohtamäki, M., Rabetino, R., Einola, S., Parida, V., & Patel, P. (2021). Unfolding the digital servitization path from products to product-service-software systems: Practicing change through intentional narratives. *Journal of Business Research*, 137, 379-392, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.08.027>

Koutroumpis, P., Leiponen, A., & Thomas, L. D. (2017). The (unfulfilled) potential of data marketplaces ETLA working papers, The Research Institute of the Finnish Economy, Helsinki, Finland, doi: <http://hdl.handle.net/10419/201268>.

Kowalkowski, C., Gebauer, H., Kamp, B., Parry, G. (2017). Servitization and deservitization: Overview, concepts, and definitions. *Industrial Marketing Management*, 60, 4-10, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.12.007>

Kühne, B., & Böhmman, T. (2019). Data-driven business models-building the bridge between data and value, in Proceedings of the European Conference on Information Systems. uppsala, Sweden, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2019_rp/167.

Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety. Technical report, META Group.

Lasi, H., Fettke P., Feld T., Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242, doi: <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>

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, doi: [10.1016/j.mfglet.2014.12.001](https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001)

Lee, J., Kao, H.-A. & Yang, S. (2014). Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4.0 and Big Data Environment, *Procedia CIRP*, 16, 3–8, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001>

Legros, N. (2018). *The pricing strategies in the machine tool manufacturing industry and the factors influencing it*. Louvain School of Management, Université catholique de Louvain, 2018. Prom. Kamp, Bartholomeus, doi:<http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:13344>

Lenka, S., Parida, V., & Wincent, J. (2017). Digitalization capabilities as enablers of value co-creation in servitizing firms. *Psychology & marketing*, 34(1), 92-100, doi:<https://doi.org/10.1002/mar.20975>

- Lerch, C., & Gotsch, M. (2015). Digitalized product-service systems in manufacturing firms: A case study analysis. *Research-technology management*, 58(5), 45–52, doi:<https://doi.org/10.1108/JEIM-09-2019-0267>.
- Levitin, A. V., & Redman, T. C. (1998). Data as a resource: properties, implications, and prescriptions. *MIT Sloan Management Review*, 40(1), 89.
- Li, J., Tao, F., Cheng, Y., & Zhao, L. (2015). Big Data in product lifecycle management. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 81(1), 667–684, doi: <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7151-x>.
- Li, X., Wang, Z., Chen, C. H., Zheng, P. (2021). A data-driven reversible framework for achieving Sustainable Smart product-service systems. *Journal of Cleaner Production*, 279, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123618>
- Li, X., Yao, J., Liu, X., & Guan, H. (2017). “A first look at information entropy-based data pricing,” in Proceedings of the 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), June 2017, Atlanta, GA, USA (IEEE), 2053–2060, doi: [10.1109/ICDCS.2017.45](https://doi.org/10.1109/ICDCS.2017.45)
- Li, Z., Ni, Y., Gao, X., & Cai, G. (2019). Value evaluation of data assets: Progress and enlightenment, in Proceedings of the 2019 4th IEEE International Conference on Big Data Analytics, March 2019, Suzhou, China, 88–93, doi: [10.1109/ICBDA.2019.8713240](https://doi.org/10.1109/ICBDA.2019.8713240)
- Liang, F., Yu, W., An, D., Yang, Q., Fu, X., & Zhao, W. (2018). A survey on big data market: Pricing, trading and protection. *Ieee Access*, 6, 15132–15154, doi:[10.1109/ACCESS.2018.2806881](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2806881)
- Lidong, W., & Guanghui, W. (2016). Big Data in Cyber-Physical Systems, Digital Manufacturing and Industry 4.0, *International Journal of Engineering and Manufacturing*, 6 (4), 1–8, doi: [10.5815/ijem.2016.04.01](https://doi.org/10.5815/ijem.2016.04.01)
- Lim, C. H., Kim, M. J., Heo, J. Y., & Kim, K. J. (2015). A conceptual framework for designing informatics-based Services in Manufacturing Industries. *Procedia CIRP*, 30, 72-77, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.02.098>
- Lim, C., Kim, K.H., Kim, M. J., Heo, J. Y., Kim, K. J., & Maglio, P. P. (2018). From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in informationintensive services. *Int. J. Inf. Manag.* 39, 121–135, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.007>
- Lim, Chiehyeon, Min-Jun Kim, Ki-Hun Kim, Kwang-Jae Kim, y Paul P. Maglio. (2018). Using Data to Advance Service: Managerial Issues and Theoretical

Implications from Action Research». *Journal of Service Theory and Practice* 28 (1), 99-128,doi:<https://doi.org/10.1108/JSTP-08-2016-0141>

Linde, L., Frishammar, J., & Parida, V. (2021). Revenue models for digital servitization: a value capture framework for designing, developing, and scaling digital services. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70 (1), 82-97,doi:[10.1109/TEM.2021.3053386](https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3053386)

Lu, Y. (2017). Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues. *Journal of industrial information integration* 6, 1-10,doi:<https://doi.org/10.1016/j.jii.2017.04.005>

Luong, N. C., Hoang, D. T., Wang, P., Niyato, D., Kim, D. I., Han, Z. (2016). Data collection and wireless communication in Internet of Things (IoT) using economic analysis and pricing models: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 18 (4), 2546-2590,doi: [10.1109/COMST.2016.2582841](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2582841)

Luz Martín-Peña, M., Díaz-Garrido, E., & Sánchez-López, J. M. (2018). The digitalization and servitization of manufacturing: A review on digital business models. *Strategic Change*, 27(2), 91-99,doi:<https://doi.org/10.1002/jsc.2184>

Majeed, A., Lv, J., Peng, T. (2019). A framework for Big Data driven process analysis and optimization for additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal* 2019, 25(2), 308-321,doi:<https://doi.org/10.1108/RPJ-04-2017-0075>

Majeed, A., Zhang, Y., Ren, S., Lv, J., Peng, T., Waqar, S., & Yin, E. (2021). A Big Data-driven framework for sustainable and smart additive manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 67, 102026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102026>.

Malleret, V. (2006). Value creation through service offers. *European Management Journal*, 24(1), 106-116,doi:<https://doi.org/10.1016/j.emj.2005.12.012>

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Global Institute, 156.

Maresova, P., Soukal, I., Svobodova, L., Hedvicakova, M., Javanmardi, E., Selamat, A., & Krejcar, O. (2018). Consequences of industry 4.0 in business and economics. *Economies*, 6(3), 46, doi: <https://doi.org/10.3390/economies6030046>

Martin, P. C. G., Schroeder, A., & Bigdeli, A. Z. (2019). The value architecture of servitization: Expanding the research scope. *Journal of Business Research*, 104, 438-449, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.04.010>

Mazumdar, S., Seybold, D., Kritikos, K., & Verginadis, Y. (2019). A survey on data storage and placement methodologies for cloud-Big Data

ecosystem. *Journal of Big Data*, 6(1), 1–37, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0178-3>.

McKinsey Digital, (2015). Industry 4.0: How to navigate digitization of the manufacturing sector.

Mehta, S., Dawande, M., Janakiraman, G., & Mookerjee, V. (2021). How to sell a data set? Pricing policies for data monetization. *Inf. Syst. Res.* 32 (4), 1281–1297, doi: <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1027>

Meierhofer, J., & Meier, K. (2017). From data science to value creation. *Proceedings of the International Conference on Exploring Services Science*, 173-181. Springer, Cham, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-56925-3_14

Meierhofer, J., & Meier, K. (2017). From data science to value creation, in *Proceedings of the International Conference on Exploring Services Science* (Berlin, Germany: Springer), 173–181, doi:10.1007/978-3-319-56925-3_14

Meierhofer, J., Dobler, M., Frick, K., & Schweiger, L. (2020). Smart service patterns for small manufacturing enterprises. In *Proceedings of 2020 Spring Servitization Conference*, 88-95.

Mengist, W., Soromessa, T., & Legese, G. (2020). Method for conducting systematic literature review and meta-analysis for environmental science research. *MethodsX*, 7, doi: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.100777>

Ménnière, Y., Rudyk, I., & Valdes, J. (2017). *Patents and the Fourth Industrial Revolution: The inventions behind digital transformation*. European Patent Office.

Michalik, A., Möller, F., Henke, M., & Otto, B. (2018). Towards utilizing Customer Data for Business Model Innovation: The Case of a German Manufacturer. *Procedia CIRP*, 73:310-16. Elsevier B.V., 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.04.006>

Miles, H., & Huberman, M. (1994). *Qualitative data analysis: A sourcebook*. Beverly Hills, CA, USA: Sage.

Mišura, K., & Žagar, M. (October 2016). Data marketplace for internet of things, in *Proceedings of the 2016 International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, 255–260. Osijek, Croatia, doi: 10.1109/SST.2016.7765669IEEE

Moeuf, A., Pellerin, R., Lamouri, S., Tamayo-Giraldo, S., & Barbaray, R. (2018). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International journal of production research*, 56(3), 1118-1136, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1372647>

- Mohamed, M. (2018). Challenges and benefits of industry 4.0: An overview. *International Journal of Supply and Operations Management*, 5(3), 256-265, doi: [10.22034/2018.3.7](https://doi.org/10.22034/2018.3.7)
- Monteiro, D., Monteiro, L., Ferraz, F., & Meira, S. (2020). Big data monetization: Discoveries from a systematic literature review, in Proceedings of the Ninth International Conference on Data Analytics.9
- Moody, D. L., & Walsh, P. (1999). Measuring the Value Of Information-An Asset Valuation Approach. In *ECIS*, 496-512.
- Moro, V. R., Larocca, A., & Marconi, M. (2017). Big data-driven value chains and digital platforms: From value Co-creation to monetization. *SSRN Electron. J.*, doi: 10.2139/ssrn.2903799
- Mosconi, F. (2015). The new European industrial policy: Global competitiveness and the manufacturing renaissance. London, England: Routledge, doi: <https://doi.org/10.4324/9781315761756>
- Mosterman, P. J., & Zander, J. (2016). Industry 4.0 as a cyber-physical system study. *Software & Systems Modeling*, 15(1), 17-29,doi:<https://doi.org/10.1007/s10270-015-0493-x>
- Mourtzis, D., Vlachou, E., Milas, N. J. P. C. (2016). Industrial Big Data as a result of IoT adoption in manufacturing. *Procedia CIRP* 2016, 55, 290–295, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.038>
- Müller, J. M., Buliga, O., & Voigt, K. I. (2018). Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 132, 2–17, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.019>
- Müller, J., Maier, L., Veile, J., & Voigt, K. I. (2017). Cooperation strategies among SMEs for implementing industry 4.0. In *Digitalization in Supply Chain Management and Logistics: Smart and Digital Solutions for an Industry 4.0 Environment. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL)*, 23, 301-318). Berlin: epubli GmbH doi: [10.15480/882.1462](https://doi.org/10.15480/882.1462)
- Muschalle, A., Stahl, F., Löser A., & Vossen, G. (2013). Pricing approaches for data markets. *International Workshop on Business Intelligence for the Real-Time Enterprise*, 129-144,doi:https://doi.org/10.1007/978-3-642-39872-8_10
- Nagy, J., Oláh, J., Erdei, E., Máté, D., & Popp, J. (2018). The role and impact of Industry 4.0 and the internet of things on the business strategy of the value chain—the case of Hungary. *Sustainability*, 10(10), 3491, doi: <https://doi.org/10.3390/su10103491>
- Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data monetization: Lessons from a retailer's journey. *MIS Q. Exec.* 12 (4),doi:<https://aisel.aisnet.org/misqe/vol12/iss4/4>.

Nanry, J., Narayanan, S., & Rassey, L. (2015). Digitizing the value chain. *McKinsey Quarterly*, 3(1).

Nazarov, D., & Klarin, A. (2020). Taxonomy of Industry 4.0 research: Mapping scholarship and industry insights. *Systems Research and Behavioral Science*, 37(4), 535-556, doi: <https://doi.org/10.1002/sres.2700>

Nicolás, A., Jiménez, D., Maeso, F. (2021) The role of human resource practices in the implementation of digital transformation. *International Journal of Manpower*, 43(2), 395-410.

Nicolescu, R., Huth, M., Radanliev, P., & De Roure, D. (2018). Mapping the values of IoT. *Journal of Information Technology*, 33(4), 345-360,doi:<https://doi.org/10.1057/s41265-018-0054-1>

Niyato, D., Hoang, D. T., Luong, N. C., Wang, P., Kim, D. I., & Han, Z. (2016). Smart data pricing models for the internet of things: a bundling strategy approach. *IEEE Network*, 30(2), 18-25,doi:[10.1109/MNET.2016.7437020](https://doi.org/10.1109/MNET.2016.7437020)

Niyato, D., Lu, X., Wang, P., Kim, D. I., & Han, Z. (2012). Economics of Internet of Things (IoT): An information market approach. *Computer Science*.

Nwaiwu, F., Duduci, M., Chromjakova, F., & Otekhile, C. A. F. (2020). Industry 4.0 concepts within the Czech SME manufacturing sector: an empirical assessment of critical success factors. *Business: Theory and Practice*, 21(1), 58-70,doi:<https://doi.org/10.3846/btp.2020.10712>

Okano, M. T. (2017). IOT and industry 4.0: the industrial new revolution. In *International Conference*

Okoli, C., & Schabram, K. (2010). A guide to conducting a systematic literature review of information systems research. *SSRN Electron. J* 10 (26), doi: 10.2139/ssrn.1954824

ONTSI (2021). Informe sobre la digitalización de las PYMES: una visión por sectores, doi: [10.30923/094-21-064-1](https://doi.org/10.30923/094-21-064-1)

ONTSI (2022). Uso de tecnologías digitales por empresas en España,doi:[10.30923/094-22-006-6](https://doi.org/10.30923/094-22-006-6).

ONTSI (2023). Tecnologías digitales en la empresa.

Opher, A., Chou, A., Onda, A., & Sounderrajan, K. (2016). The rise of the data economy: Driving value through internet of things data monetization. Somers, NY, USA: IBM Corporation.

Opresnik, D., Hirsch, M., Zanetti, C., & Taisch, M. (2013). Information—the hidden value of servitization. In *Advances in Production Management Systems. Sustainable Production and Service Supply Chains: IFIP WG 5.7 International*

Conference, APMS 2013, State College, PA, USA, September 9-12, 2013, *Proceedings, Part II* (pp. 49-56). Springer Berlin Heidelberg, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-41263-9_7

Opresnik, David, y Marco Taisch. (2015). The Value of Big Data in Servitization. *International Journal of Production Economics*, 165, 174-84, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.036>

Otto, B. (2015). Quality and value of the data resource in large enterprises. *Information Systems Management*, 32(3), 234-251, doi: <https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1044344>

Otto, B. (2015). Quality and value of the data resource in large enterprises. *Information Systems Management*, 32(3), 234–251, doi: <https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1044344>.

Pagani, M. (2013). Digital business strategy and value creation: Framing the dynamic cycle of control points. *Mis Quarterly*, 617-632.

Page, M. J., Moher, D., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & McKenzie, J. E. (2021). PRISMA 2020 explanation and elaboration: updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews. *bmj*, 372, doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.n160>

Paiola, M., & Gebauer, H. (2020). Internet of things technologies, digital servitization and business model innovation in BtoB manufacturing firms. *Industrial Marketing Management*, 89, 245-264, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.03.009>

Panorama de la industria vasca (Eustat, 2022).

Panorama de la industria vasca (Eustat, 2023).

Pantelis, K., & Aija, L. (2013). Understanding the value of (big) data, in *Proceedings of the The IEEE International Conference on Big Data (IEEE)*, 38–42. Silicon Valley, CA, USA, doi: 10.1109/BigData.2013.6691691

Parida, V., Sjödin, D. R., Wincent, J., & Kohtamäki, M. (2014). A survey study of the transitioning towards high-value industrial product-services. *Procedia CIRP*, 16, 176-180, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.01.019>

Parida, V., Sjödin, D., & Reim, W. (2019). Reviewing Literature on Digitalization, Business Model Innovation, and Sustainable Industry: Past Achievements and Future Promises. *Sustainability*, 11(2), 391, doi: <https://doi.org/10.3390/su11020391>

Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., & Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. *Commun. Assoc. Inf. Syst.* 47, 25–49, doi: <https://doi.org/10.17705/1CAIS.04702>

Paschou, T., Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Saccani, N. (2020). Digital servitization in manufacturing: A systematic literature review and research

agenda. *Industrial Marketing Management*, 89, 278-292, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.012>

Pei, J. (2020). A survey on data pricing: From economics to data science. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* 34, 4586–4608, doi:[10.1109/TKDE.2020.3045927](https://doi.org/10.1109/TKDE.2020.3045927)

Pereira, A. C., & Romero, F. (2017). A review of the meanings and the implications of the Industry 4.0 concept. *Procedia Manufacturing*, 13, 1206-1214, doi: <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.09.032>

Piccarozzi, M., Aquilani, B., & Gatti, C. (2018). Industry 4.0 in management studies: A systematic literature review. *Sustainability*, 10(10), 3821, doi: <https://doi.org/10.3390/su10103821>

Pilloni, V. (2018). How data will transform industrial processes: Crowdsensing, crowdsourcing and big data as pillars of industry 4.0. *Future Internet*, 10(3), 24, doi:<https://doi.org/10.3390/fi10030024>

Pirola, F., Boucher, X., Wiesner, S., & Pezzotta, G. (2020). Digital technologies in product-service systems: a literature review and a research agenda. *Computers in Industry*, 123, 103301, doi:<https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103301>

Pouchard, L. (2015). Revisiting the Data Lifecycle with Big Data Curation, *IJDC*, 10 (2), 176–192, doi:<https://doi.org/10.2218/ijdc.v10i2.342>

Qi, Q., & Tao, F. (2018). Digital twin and Big Data towards smart manufacturing and industry 4.0: 360 degree comparison. *IEEE Access*, 6, 3585–3593, doi: [10.1109/ACCESS.2018.2793265](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2793265).

Raddats, C., Kowalkowski, C., Benedettini, O., Burton, J., & Gebauer, H. (2019). Servitization: A contemporary thematic review of four major research streams. *Industrial Marketing Management*, 83, 207-223.

Rahul, K., & Banyal, R. K. (2020). Data life cycle management in big data analytics. *Procedia Computer Science*, 173, 364-371, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.042>

Rao, D., & Keong, N. W. (2016), July 2016. A method to price your information asset in the information market. Proceedings of the 2016 IEEE International Congress on Big Data, 307–314. San Francisco, CA, USA.

Ramesh, N. Denle. D. (2021) Digital Transformation: How to Beat the 90% Failure Rate? *IEEE Engineering Management Review*, 2021, doi: [10.1109/EMR.2021.3070139](https://doi.org/10.1109/EMR.2021.3070139)

Rapaccini, M. (2015): Pricing strategies of service offerings in manufacturing companies: a literature review and empirical investigation, *Production Planning & Control: The Management of Operations*, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2015.1033495>

Rapaccini, M., Adrodegari, F., & Sacconi, N. (2021). Digitally-enabled advanced services: Managing the journey from data to value. 10, *Spring Servitization Conf.*, 54–62.

Rayport, J. F., & Sviokla, J. J. (1995). Exploiting the virtual value chain. *Harv. Bus. Rev.* 73 (6), 75, doi:<https://hbr.org/1995/11/exploiting-the-virtual-value-chain>.

Rehman, M. H., Yaqoob, I., Salah, K., Imran, M., Jayaraman, P. P., & Perera, C. (2019). The role of big data analytics in industrial Internet of Things. *Future Gener. Comput. Syst.* 99, 247–259, doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.04.020>

Reinartz, W., & Ulaga, W. (2008). How to sell services more profitably. *Harvard business review*, 86(5), 90-6.

Ren, S., Zhang, Y., Liu, Y., Sakao, T., Huisingh, D., & Almeida, C.M. (2019). A comprehensive review of Big Data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A framework, challenges and future research directions. *Journal of cleaner production*, 210, 1343–1365, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.025>.

Resta, B., Powell, D., Gaiardelli, P., & Dotti, S. (2015). Towards a framework for lean operations in product-oriented product service systems. *Journal of Manufacturing Science and Technology*, 9, 12-22, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2015.01.008>

Roblek, V., Meško, M., & Krapež, A. (2016). A complex view of industry 4.0. *Sage Open*, 6(2), doi:<https://doi.org/10.1177/2158244016653987>

Rüegg, J., Gries, C., Bond-Lamberty, B., Bowen, G. J., Felzer, B. S., McIntyre, N. E., ... & Weathers, K. C. (2014). Completing the data life cycle: using information management in macrosystems ecology research. *Frontiers in Ecology and the Environment* 2014, 12(1), 24–30, doi: <https://doi.org/10.1890/120375>

Rymaszewska, A., Helo, P., & Gunasekaran, A. (2017). IoT powered servitization of manufacturing—an exploratory case study. *International journal of production economics*, 192, 92-105, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.02.016>

Sabharwal, R., & Miah, S. J. (2021). A new theoretical understanding of big data analytics capabilities in organizations: a thematic analysis. *Journal of Big Data*, 8(1), 1-17.

Sadiq, S. (2013). *Handbook of data quality: Research and practice*. Springer Science & Business Media. Berlin, Germany, doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-36257-6>

Saggi, M. K., & Jain, S. (2018). A survey towards an integration of Big Data analytics to big insights for value-creation. *Information Processing & Management*, 54(5), 758–790, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.01.010>.

Sakao, T., & Nordholm, A. K. (2021). Requirements for a Product Lifecycle Management System Using Internet of Things and Big Data Analytics for Product-as-a-Service. *Frontiers in Sustainability*, 2, 735550, doi: <https://doi.org/10.3389/frsus.2021.735550>.

Salah, B., Ziout, A., Alkahtani, M., Alatefi, M., Abdelgawad, A., Badwelan, A., & Syarif, U. (2021). A Qualitative and Quantitative Analysis of Remanufacturing Research. *Processes*, 9(10), 1766, doi: <https://doi.org/10.3390/pr9101766>.

Saleh, T., Brock, J., Yousif, N., & Luers, A. (2013). The age of digital ecosystems: Thriving in a world of Big Data. *BCG IT Advant.*, 33–36.

Saniuk, S., Grabowska, S., & Grebski, W. (2022). Knowledge and Skills Development in the Context of the Fourth Industrial Revolution Technologies: Interviews of Experts from Pennsylvania State of the USA. *Energies*, 15(7), 2677, doi: <https://doi.org/10.3390/en15072677>

Santos, M. Y., e Sá, J. O., Andrade, C., Lima, F. V., Costa, E., Costa, C., ... & Galvão, J. (2017). A Big Data system supporting bosch braga industry 4.0 strategy. *International Journal of Information Management*, 37(6), 750–760, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.012>.

Saqlain, M., Piao, M., Shim, Y., & Lee, J. Y. (2019). Framework of an IoT-based industrial data management for smart manufacturing. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 8(2), 25, doi: <https://doi.org/10.3390/jsan8020025>.

Sarikaya, A., Correll, M., Bartram, L., Tory, M., & Fisher, D. (2018). What do we talk about when we talk about dashboards? *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.* 25 (1), 682–692, doi: 10.1109/TVCG.2018.2864903

Schomm, F., Stahl, F., & Vossen, G. (2013). Marketplaces for data: An initial survey. *ACM SIGMOD Rec.* 42 (1), 15–26, doi: <https://doi.org/10.1145/2481528.2481532>

Schroeder, A., Naik, P., Bigdeli, A. Z., & Baines, T. (2020). Digitally enabled advanced services: A socio-technical perspective on the role of the internet of things (IoT). *Int. J. Operations Prod. Manag.* 40 (7/8), 1243–1268, doi: <https://doi.org/10.1108/IJOPM-03-2020-0131>

Schüritz, R., & Satzger, G. (2016). Patterns of data-infused business model innovation. In *2016 IEEE 18th Conference on Business Informatics*, 1, 133-142. IEEE, doi: [10.1109/CBI.2016.23](https://doi.org/10.1109/CBI.2016.23)

Schüritz, R., Seebacher, S., & Dorner, R. (2017). Capturing value from data: Revenue models for data-driven services. In *Proceedings of the 50th Hawaii international conference on system sciences*, 10, doi:<http://hdl.handle.net/10125/41810>

Serumaga-Zake, J. M., & van der Poll, J. A. (2021). Addressing the Impact of Fourth Industrial Revolution on South African Manufacturing Small and Medium Enterprises (SMEs). *Sustainability*, 13(21), 11703, doi:<https://doi.org/10.3390/su132111703>

Setyaningsih, S., Kelle, P., & Maretan, A. S. (2020). Driver and barrier factors of industry 4.0 implementation for small and medium-sized enterprises: An overview. *Economic and Social Development: Book of Proceedings*, 343-354, doi: <https://vuir.vu.edu.au/41600/>

Shah, S. I. H., Peristeras, V., & Magnisalis, I. (2021). DaLiF: a data lifecycle framework for data-driven governments. *Journal of Big Data*, 8(1), 1–44, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00481-3>.

Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.* 27 (3), 379–423, doi: [10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x](https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x)

Shapiro, C., Varian, H. R., & Carl, S. (1998). *Information rules: A strategic guide to the network economy*. Massachusetts, MA: Harvard Business Press.

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2019). Pricing personal data based on information entropy. *Proceedings of the ACM International Conference*. 143–146, doi:<https://doi.org/10.1145/3305160.3305204>

Shen, Y., Guo, B., Shen, Y., Duan, X., Dong, X., & Zhang, H. (2016). A pricing model for Big Personal Data. *Tsinghua Science and Technology* 21(5), 482-490, doi:[10.1109/TST.2016.7590317](https://doi.org/10.1109/TST.2016.7590317)

Siddiqi, A., Hashem, I. A. T., Yaqoob, I., Marjani, M., Shamshirband, S., Gani, A., & Nasaruddin, F. (2016). A survey of Big Data management: Taxonomy and state-of-the-art. *Journal of Network and Computer Applications*, 71, 151–166, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.04.008>.

Sima, V., Gheorghe, I. G., Subić, J., & Nancu, D. (2020). Influences of the industry 4.0 revolution on the human capital development and consumer behavior: A systematic review. *Sustainability*, 12(10), 4035, doi: <https://doi.org/10.3390/su12104035>

Simonet, A., Fedak, G., & Ripeanu, M. (2015). Active Data: A programming model to manage data life cycle across heterogeneous systems and infrastructures. *Future Generation Computer Systems*, 53, 25–42, doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2015.05.015>.

Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of business research*, 70, 263–286, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>.

Sklyar, A., Kowalkowski, C., Tronvoll, B., & Sörhammar, D. (2019). Organizing for digital servitization: A service ecosystem perspective. *Journal of Business Research*, 104, 450-460, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.02.012>

Snieska, V., Navickas, V., Havierniková, K., Okręglicka, M., & Gajda, W. (2020). Technical, information and innovation risks of industry 4.0 in small and medium-sized enterprises—case of Slovakia and Poland. *Journal of Business Economics and Management*, 21(5), 1269-1284, doi:<https://doi.org/10.3846/jbem.2020.12279>

Sommer, L. (2015). Industrial revolution - industry 4.0. Are German manufacturing SMEs the first victims of this revolution? In: *Journal of Industrial Engineering and Management*, 8(5), doi: <http://dx.doi.org/10.3926/jiem.1470>

Sony, M., Antony, J., Mc Dermott, O., & Garza-Reyes, J. A. (2021). An empirical examination of benefits, challenges, and critical success factors of industry 4.0 in manufacturing and service sector. *Technology in Society*, 67, 101754, doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101754>

Spiekerman, M. (2019). Data marketplaces: Trends and monetisation of data goods. *Intereconomics* 54 (4), 208–216, doi: 10.1007/s10272-019-0826-z

Stahl, F., & Vossen, G. (2017). Name your own price on data marketplaces. *Informatica* 28 (1), 155–180, doi: 10.15388/Informatica.2017.124

Stark, J. (2011). *Product Lifecycle Management. Decision Engineering*. Springer: London, UK, 2011, doi:[10.1007/978-0-85729-546-0](https://doi.org/10.1007/978-0-85729-546-0)

Stentoft, J., Adsbøll Wickstrøm, K., Philipsen, K., & Haug, A. (2021). Drivers and barriers for Industry 4.0 readiness and practice: empirical evidence from small and medium-sized manufacturers. *Production Planning & Control*, 32(10), 811-828, doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768318>

Stickdorn, M., & Schwarzenberger, K. (2016). Service design in tourism. *Entrepreneurship und Tourismus: Unternehmerisches Denken und Erfolgskonzepte aus der Praxis*, 261.

Stonebraker M, Beskales G, Pagan A. (2013). Data curation at scale: the data tamer system. CIDR, doi: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.302.8817>

Stonebraker, M. (2012). What does 'big data' mean. *Communications of the ACM*.

Suarez-Fernandez de Miranda, S., Aguayo-González, F., Salguero-Gómez, J., & Ávila-Gutiérrez, M. J. (2020). Life cycle engineering 4.0: A proposal to conceive manufacturing systems for industry 4.0 centred on the human factor (DfHFin4.0). *Applied Sciences*, 10(13), 4442, doi: <https://doi.org/10.3390/app10134442>.

Suppatvech, C., Godsell, J., & Day, S. (2019). The roles of internet of things technology in enabling servitized business models: A systematic literature

review. *Industrial Marketing Management*, 82, 70-86, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.02.016>

Taleb, I., Serhani, M. A., Bouhaddioui, C., & Dssouli, R. (2021). Big data quality framework: a holistic approach to continuous quality management. *Journal of Big Data*, 8(1), 1-41, doi:<https://doi.org/10.1186/s40537-021-00468-0>

Tang, R., Wu, H., Bao, Z., Bressan, S., & Valduriez, P. (2013). The price is right. Proceedings of the International Conference on Database and Expert Systems Applications, 380-394, doi:https://doi.org/10.1007/978-3-642-40173-2_31

Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>.

Teece, D. J., & Linden, G. (2017). Business models, value capture, and the digital enterprise. *Journal of Organization Design*, 6(1), 1-14, doi:<https://doi.org/10.1186/s41469-017-0018-x>

Thomas, L. D. W. & Leiponen, A. (2016). Big data commercialization. *IEEE Engineering Management Review*, 44 (2), 74-90, doi:[10.1109/EMR.2016.2568798](https://doi.org/10.1109/EMR.2016.2568798)

Thompson, N. M., DeLay, N. D., & Mintert, J. R. (2021). Understanding the farm data lifecycle: collection, use, and impact of farm data on US commercial corn and soybean farms. *Precision Agriculture*, 22(6), 1685–1710, doi:<https://doi.org/10.1007/s11119-021-09807-w>

Tian, Y., Ding, Y., Fu, S., & Liu, D. (2022). Data boundary and data pricing based on the shapley value. *IEEE Access* 10, 14288–14300, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3147799

Töytäri, P., Rajala, R., & Alejandro, T. B. (2015). Organizational and institutional barriers to value-based pricing in industrial relationships. *Industrial Marketing Management*, 47, 53-64, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.02.005>

Trento, C. R., Stüker, T., Pereira, G. M., Borchardt, M., & Viegas, C. V. (2016). Strategic benchmarking of service pricing based on the value added. *Benchmarking: An International Journal*, 23(4), 754-767, doi:<https://doi.org/10.1108/BIJ-07-2013-0073>

Tronvoll, B., Sklyar, A., Sörhammar, D., Kowalkowski, C. (2020). Transformational shifts through digital servitization. *Industrial Marketing Management*, 89, 293-305, doi:<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.005>

Ulaga W., Reinartz, W. (2011). Hybrid offerings: How Manufacturing Firms Combine Goods and Services Successfully. *Journal of Marketing*, 75, 5-23, doi:<https://doi.org/10.1509/jm.09.0395>

Ulag, W., & Michel, S. (2018). Bill It, Kill It, or Keep It Free?. *MIT Sloan Management Review*, 60(1), 1-8,doi:<https://mitsmr.com/2DcCZpJ>

Urbinati, A., Bogers, M., Chiesa, V., & Frattini, F. (2019). Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case study analysis of provider companies. *Technovation*, 84, 21-36,doi:<https://doi.org/10.1016/j.technovation.2018.07.004>

Ustundag, A., & Cevikcan, E. (2018). *Industry 4.0: managing the digital transformation*. Springer, doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-57870-5>

Vandermerwe, S., & Rada, J. (1988). Servitization of business: adding value by adding services. *European management journal*, 6(4), 314-324,doi:[https://doi.org/10.1016/0263-2373\(88\)90033-3](https://doi.org/10.1016/0263-2373(88)90033-3)

Van Veldhoven, Z., Vanthienen, J. (2023), Best practices for digital transformation based on a systematic literatura review. *Digital Transformation and Society*, 2(2),104-128, doi: <https://doi.org/10.1108/DTS-11-2022-0057>

Veile, J.W., Kiel, D., Müller, J.M. & Voigt, K.-I. (2020). Lessons learned from Industry 4.0 implementation in the German manufacturing industry. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31 (5), 977-997,doi:<https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0270>

Vendrell-Herrero, F., Bustinza, O. F., Parry, G., & Georgantzis, N. (2017). Servitization, digitization and supply chain interdependency. *Industrial Marketing Management*, 60, 69-81, doi: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.06.013>

Vide, R. K., Hunjet, A., & Kozina, G. (2022). Enhancing Sustainable Business by SMEs' Digitalization. *Journal of Strategic Innovation & Sustainability*, 17(1), doi: <https://doi.org/10.33423/jsis.v17i1>

Voss, C., Tsikriktsis, N., & Frohlich, M. (2002). Case research in operations management. *Int. J. Operations Prod. Manag.* 22 (2), 195–219, doi: 10.1108/01443570210414329

Vrchota, J., Volek, T., & Novotná, M. (2019). Factors introducing industry 4.0 to SMES. *Social Sciences*, 8(5), 130, doi: <https://doi.org/10.3390/socsci8050130>

Wang, B., Tao, F., Fang, X., Liu, C., Liu, Y., & Freiheit, T. (2021). Smart manufacturing and intelligent manufacturing: A comparative review. *Engineering*, 7(6), 738–757, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2020.07.017>.

Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *J. Manag. Inf. Syst.* 12 (4), 5–33, doi: 10.1080/07421222.1996.11518099

Wellsandt, S., Nabati, E.: Wuest, T., Hribernik, K. A., Thoben, K. D. (2016). A survey of product lifecycle models: towards complex products and service

offers. *International Journal of Product Lifecycle Management* 2016, 9(4), 353-390, doi:<https://doi.org/10.1504/IJPLM.2016.080985>

Westerman, G., Soule, D.L., Eswaran, A. (2019) Building Digital-Ready Culture in Traditional Organizations: Getting your company into digital shape doesn't mean dumping everything that has made it strong. *MIT Sloan Management Review*, Summer 2019 Issue Research Feature.

Wilkinson, M. D., Dumontier, M., Aalbersberg, I. J., Appleton, G., Axton, M., & Baak, A. (2016). The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Sci. data* 3 (1), 160018–160019, doi:<https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18>

Witell, L., & Löfgren, M. (2013). From service for free to service for fee: Business model innovation in manufacturing firms. *J. Serv. Manag.* 24 (5), 520–533, doi:<https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2013-0103>

Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3), doi:<http://mitsmr.com/2jb5c2V>

Woroch, R., & Strobel, G. (2022). Show me the Money: How to monetize data in data-driven business models? *Wirtschaftsinformatik Proceedings*. 13, doi:https://aisel.aisnet.org/wi2022/digital_business_models/digital_business_models/13

Xu, L. D., & Duan, L. (2019). Big data for cyber physical systems in industry 4.0: a survey, *Enterprise Information Systems*, 13 (2), 148–169, Feb. 2019, doi:<https://doi.org/10.1080/17517575.2018.1442934>

Yang, J., Zhao, C., & Xing, C. (2019). Big data market optimization pricing model based on data quality. *Complexity*, doi:<https://doi.org/10.1155/2019/5964068>

Yang, S., MR, A. R., Kaminski, J., & Pepin, H. (2018). Opportunities for industry 4.0 to support remanufacturing. *Applied Sciences*, 8(7), 1177, doi:<https://doi.org/10.3390/app8071177>.

Yu, F., & Schweisfurth, T. (2020). Industry 4.0 technology implementation in SMEs—A survey in the Danish-German border region. *International Journal of Innovation Studies*, 4(3), 76-84, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijis.2020.05.001>

Yu, H., & Zhang, M. (2017). Data pricing strategy based on data quality. *Comput. Industrial Eng.* 112, 1–10, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.08.008>

Zambetti, M. G., Federico, A., Pezzotta, G., Pinto, R., & Nicola, S. (2020). Understanding Data-Driven Product Service System characteristics: a conceptual framework for manufacturing applications. In *25th Summer School "Francesco Turco"-Industrial Systems Engineering*, 25, 1-7, Bergamo, Italy, 9-11 September.

Zambetti, M., Adrodegari, F., Pezzotta, G., Pinto, R., Rapaccini, M., & Barbieri, C. (2021). From data to value: conceptualising data-driven product service system. *Production Planning & Control*, 1-17, doi:<https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1903113>

Zambetti, M., Pinto, R., & Pezzotta, G. (2019). Data lifecycle and technology-based opportunities in new Product Service System offering towards a multidimensional framework. *Procedia CIRP* 83, 163–169, doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.02.135>.

Zhang, M., & Beltrán, F. (2020). A survey of data pricing methods. SSRN J., doi: Zhang, Mengxiao and Beltrán, Fernando, A Survey of Data Pricing Methods, doi:<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3609120>

Zhang, M., & Beltrán, B. (2020). A Survey of Data Pricing Methods, SSRN, doi:<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3609120>

Zhang, Q., Lu, X., Peng, Z., & Ren, M. (2019). Perspective: a review of lifecycle management research on complex products in smart-connected environments. *International Journal of Production Research*, 57(21), 6758–6779, doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1587186>.

Zhang, R., Indulska, M., & Sadiq, S. (2019). Discovering data quality problems. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 575-593, doi:<https://doi.org/10.1007/s12599-019-00608-0>

Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y., Sakao, T., & Huisingh, D. (2017). A framework for Big Data driven product lifecycle management. *Journal of Cleaner Production*, 159, 229–240, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.04.172>.

Zhao, H., Hou, J. (2018). Design concerns for industrial Big Data system in the smart factory domain: From product lifecycle view. In *23rd International Conference on Engineering of Complex Computer Systems*, Melbourne, Australia, 12-14 December 2018, doi:[10.1109/ICECCS2018.2018.00036](https://doi.org/10.1109/ICECCS2018.2018.00036)

Zheng, P., Lin, T. J., Chen, C. H., & Xu, X. (2018). A systematic design approach for service innovation of smart product-service systems. *Journal of cleaner production*, 201, 657-667, doi:<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.101>

Zheng, P., Xu, X., & Chen, C. H. (2020). A data-driven cyber-physical approach for personalised smart, connected product co-development in a cloud-based environment. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(1), 3–18, doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1430-y>.

Zheng, Z., Zhu, J., & Lyu, M. R. (2013, June). Service-generated big data and big data-as-a-service: an overview. In *2013 IEEE international congress on Big Data*, 403-410, doi: [10.1109/BigData.Congress.2013.60](https://doi.org/10.1109/BigData.Congress.2013.60)

Zins, C. (2007). Conceptual approaches for defining data, information, and knowledge. *Journal of the American society for information science and technology*, 58(4), 479-493, doi: <https://doi.org/10.1002/asi.20508>

Zolnowski, A., Christiansen, T., & Gudat, J. (2016). Business Model Transformation Patterns of Data-Driven Innovations. In *ECIS*, 146, doi: https://aisel.aisnet.org/ecis2016_rp/146.

