



Universidad de Valladolid

PROGRAMA DE DOCTORADO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

TESIS DOCTORAL:

**Planificación de la producción en fabricación
aditiva: contribuciones a la formalización del
problema y dinamización del mercado
mediante subastas combinatorias.**

Presentada por Juan De Antón Heredero para optar al
grado de
Doctor por la Universidad de Valladolid

Dirigida por:

Dr. David J. Poza García y Dr. Fernando Acebes
Senovilla

Valladolid, 2024

La presente Tesis Doctoral ha sido financiada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades de España y el FSE “El FSE invierte en tu futuro”, a través de una Ayuda del Programa de Formación del Profesorado Universitario (FPU; Referencia FPU19/01304) para financiar contratos predoctorales conforme a lo establecido en el Art. 7 del Real Decreto 103/2019, de 1 de marzo, por el que se aprueba el Estatuto del personal investigador predoctoral en formación. Asimismo, el doctorando desea agradecer al MCIN/AEI, Gobierno de España, y a la Unión Europea (FEDER UE), por el apoyo parcial a través del Proyecto de Investigación PID2022-137948OA-I00.

Agradecimientos

Esta tesis no es el resultado únicamente de mi trabajo individual, sino que ha sido posible gracias al apoyo recibido de personas e instituciones a las que quiero mostrar públicamente mi agradecimiento.

Quisiera comenzar por expresar mi gratitud al catedrático Adolfo López, que ha sido el principal impulsor de esta tesis doctoral. Su inestimable labor de orientación, apoyo y motivación, así como su generosidad al brindarme la oportunidad de recurrir a su capacidad y experiencia científicas, han sido fundamentales para la realización de este trabajo.

A mis directores de tesis, los doctores David Poza y Fernando Acebes, por su incansable labor de apoyo durante todo este periodo y por su absoluta dedicación a este proyecto. Sus revisiones, consejos y aportaciones han permitido que esta tesis doctoral sea hoy una realidad y han contribuido de manera esencial a mi formación como investigador.

Asimismo, el Grupo de Excelencia de la Junta de Castilla y León: INSISOC (GREX 251) ha constituido un marco de trabajo ideal para mi investigación. Quiero por ello agradecer a su director, el catedrático Javier Pajares, por su constante orientación en la carrera académica, y al doctor Félix Villafañez por su permanente disposición y su valiosa colaboración en el desarrollo de esta investigación, así como al resto de miembros del grupo INSISOC que me han acompañado durante este tiempo.

A la doctora Cristina Ruiz por su disposición y ayuda durante mi estancia de investigación en Ottawa y a todos los miembros del grupo ARSLab por enriquecer esa maravillosa experiencia.

A mis compañeras y compañeros de INICIACTIVA por ofrecerme un espacio común en el que intercambiar preocupaciones, intereses y reivindicaciones.

A mi familia y, en especial, a mis padres por su atención, su cariño y por ser un apoyo fundamental durante todo este proceso. A mi hermano, mis amigos, amigas y seres queridos por brindarme el entorno de confianza, cuidado y desconexión imprescindible para haber podido encontrar la energía necesaria en esta aventura.

Resumen

La fabricación aditiva se ha convertido en la principal técnica facilitadora de un cambio en el paradigma de producción hacia la fabricación en masa de productos personalizados. El notable crecimiento de esta técnica en los últimos años está provocando una revolución en los sistemas de fabricación tradicionales y ha dado lugar a nuevos retos estructurales que la Dirección de Operaciones debe afrontar. A nivel operativo, las características específicas que presenta la fabricación aditiva introducen nuevas complejidades que requieren una revisión de los sistemas tradicionales de planificación de la producción y de gestión de la demanda. El trabajo desarrollado en esta tesis doctoral se centra en el estudio de los procesos de planificación de la producción en un contexto de fabricación aditiva y en su interconexión con los sistemas de gestión de la demanda de estos componentes.

El interés académico y científico en los nuevos problemas operativos que incorpora la fabricación aditiva ha dado lugar a una proliferación de la producción científica en este ámbito durante los últimos años. No obstante, la revisión de esta literatura ha revelado la ausencia de marcos que formalicen el problema completo de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo. En este trabajo se propone un marco clasificatorio que ha permitido establecer una referencia para codificar, clasificar y analizar los principales modelos de planificación y programación de la producción en fabricación aditiva.

El estudio de las particularidades de la planificación de la producción en fabricación aditiva ha permitido, además, identificar oportunidades para la mejora de la eficiencia en el mercado de componentes producidos mediante técnicas de fabricación aditiva. La investigación se ha centrado en el problema de asignación que surge entre empresas proveedoras de servicios de fabricación aditiva y empresas que subcontratan la producción de estos componentes. Puesto que las técnicas de fabricación aditiva permiten fabricar piezas heterogéneas en la misma superficie de fabricación, los proveedores pueden optimizar su capacidad productiva mediante la producción simultánea de combinaciones de pedidos de diferentes empresas cliente. Esta situación da lugar a un problema de optimización combinatoria que será abordado utilizando las subastas combinatorias como herramienta metodológica. Tras un estudio detallado de los mecanismos de subasta combinatoria, este trabajo desarrolla una subasta combinatoria doble iterativa para resolver la asignación y la fijación de precios en un mercado de componentes de fabricación aditiva. La tesis presenta tanto la formulación teórica de la subasta como el diseño de un modelo formal para su simulación, y demuestra cómo este mecanismo contribuye a mejorar la eficiencia en la asignación en un mercado de fabricación aditiva.

Los resultados de esta investigación han destacado la necesidad de desarrollar nuevos mecanismos que aborden de manera eficiente las complejidades introducidas por la fabricación aditiva en los sistemas de planificación de la producción y de coordinación entre oferta y demanda. El fin último de este trabajo es contribuir a la maduración de la fabricación aditiva como técnica de producción y a la democratización de su uso.

Abstract

Additive manufacturing has emerged as the primary enabling technique for a paradigm shift in production towards the mass customisation of products. The remarkable growth of this technique in recent years is revolutionising traditional manufacturing systems and has given rise to new structural challenges that Operations Management must address. At the operational level, the specific characteristics of additive manufacturing introduce new complexities that necessitate a revision of traditional production planning and demand management systems. This doctoral thesis focuses on the study of production planning processes within the context of additive manufacturing and their interconnection with demand management systems for these components.

Academic and scientific interest in the new operational challenges introduced by additive manufacturing has led to a proliferation of scientific publications in this field in recent years. However, a review of this literature has revealed the absence of frameworks that formalise the complete problem of production planning in additive manufacturing at the operational level. This work proposes a classificatory framework that establishes a reference for codifying, classifying, and analysing the main production planning and scheduling models in additive manufacturing.

The study of the specificities of production planning in additive manufacturing has also enabled the identification of opportunities to improve efficiency in the market for components produced using additive manufacturing techniques. The research has focused on the allocation problem that arises between providers of additive manufacturing services and companies that outsource the production of these components. Given that additive manufacturing allows for the production of heterogeneous parts on the same manufacturing platform, suppliers can optimise their production capacity by simultaneously producing combinations of orders from different client companies. This scenario results in a combinatorial optimisation problem, which will be addressed using combinatorial auctions as a methodological tool. Following a detailed study of combinatorial auction mechanisms, this work develops an iterative combinatorial double auction to resolve the allocation and pricing problems in an additive manufacturing components market. The thesis presents both the theoretical formulation of the auction and the design of a formal model for its simulation, demonstrating how this mechanism contributes to improving allocation efficiency in an additive manufacturing market.

The results of this research have highlighted the need to develop new mechanisms to efficiently address the complexities introduced by additive manufacturing in production planning systems and in the coordination between supply and demand. The aim of this work is to contribute to the maturation of additive manufacturing as a production technique and to the democratisation of its use.

Índice de contenidos

| | |
|--|------|
| Índice de figuras | XIII |
| Índice de tablas | XIV |
| 1. Introducción | 17 |
| 1.1. Motivación y objetivo | 17 |
| 1.2. Antecedentes | 19 |
| 1.2.1. Evolución histórica de la fabricación aditiva | 19 |
| 1.2.2. Fabricación aditiva y Dirección de Operaciones..... | 20 |
| 1.2.3. Retos actuales de la fabricación aditiva en Dirección de Operaciones | 22 |
| 1.3. Estructura del documento | 22 |
| 1.4. El grupo INSISOC | 24 |
| 1.5. Publicaciones relacionadas | 28 |
| 2. Marco teórico | 33 |
| 2.1. Planificación de la producción en fabricación aditiva..... | 34 |
| 2.1.1. Revisión bibliográfica de los problemas de <i>nesting</i> y <i>scheduling</i> | 35 |
| 2.1.2. Taxonomías y revisiones para la planificación de la producción en fabricación aditiva | 36 |
| 2.2. Coordinación entre oferta y demanda en fabricación aditiva | 39 |
| 2.2.1. Plataformas electrónicas en fabricación aditiva..... | 40 |
| 2.2.2. Mecanismos de subasta en mercados de fabricación aditiva | 43 |
| 3. Metodología: subastas combinatorias | 49 |
| 3.1. Introducción a las subastas | 49 |
| 3.2. Subastas combinatorias | 51 |
| 3.3. Problema de determinación del ganador | 53 |
| 3.4. Subastas combinatorias iterativas | 57 |
| 3.5. Subastas combinatorias dobles | 60 |
| 3.6. Subastas combinatorias dobles iterativas..... | 63 |
| 4. Marco para el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva | 67 |
| 4.1. Diseño del marco | 68 |
| 4.1.1. Delimitación del marco en el contexto de la fabricación aditiva | 68 |
| 4.1.2. Identificación de los subproblemas de <i>nesting</i> y <i>scheduling</i> | 70 |
| 4.1.3. Definición de las fases de planificación y de los subproblemas..... | 72 |
| 4.1.4. Caso de ejemplo..... | 74 |
| 4.2. Revisión de la literatura bajo el marco propuesto | 77 |

| | | |
|--------|--|-----|
| 4.2.1. | Metodología de búsqueda | 78 |
| 4.2.2. | Codificación para el marco | 79 |
| 4.2.3. | Discusión de los resultados de la revisión..... | 82 |
| 5. | Subasta combinatoria para un mercado de fabricación aditiva | 87 |
| 5.1. | Diseño de la subasta | 87 |
| 5.1.1. | Características de la subasta | 89 |
| 5.1.2. | Pasos de la subasta..... | 91 |
| 5.1.3. | Problema de determinación del ganador | 94 |
| 5.2. | Algoritmo para la implementación de la subasta | 96 |
| 5.2.1. | Proceso iterativo de la subasta | 97 |
| 5.2.2. | Ejemplo de aplicación de la subasta | 98 |
| 5.2.3. | Propiedades de la subasta..... | 101 |
| 5.2.4. | Desafíos y limitaciones en la implementación práctica de la subasta | 102 |
| 6. | Modelado y simulación de la subasta | 107 |
| 6.1. | Implementación del mecanismo de subasta con Microsoft Visual Basic for Applications..... | 107 |
| 6.1.1. | Ejemplo de implementación del modelo VBA | 110 |
| 6.1.2. | Métricas | 114 |
| 6.1.3. | Diseño de los escenarios para la simulación | 116 |
| 6.1.4. | Simulación de escenarios..... | 118 |
| 6.2. | Modelo DEVS para la simulación de la subasta | 121 |
| 6.2.1. | El formalismo DEVS y el simulador Cadmium | 122 |
| 6.2.2. | Modelo DEVS de la subasta..... | 123 |
| 6.2.3. | Implementación del modelo DEVS en Cadmium y verificación | 129 |
| 7. | Conclusiones y extensiones..... | 139 |
| 7.1. | Conclusiones | 139 |
| 7.2. | Extensiones y líneas futuras..... | 143 |
| 7. | Conclusions and Extensions..... | 149 |
| 7.1. | Conclusions | 149 |
| 7.2. | Further Research and Extensions | 153 |
| | Bibliografía | 155 |

Índice de figuras

| | |
|--|-----|
| Figura 1: resultados de la búsqueda sobre publicaciones relacionadas con la fabricación aditiva en el campo de la Dirección de Operaciones. | 21 |
| Figura 2: líneas de investigación del grupo INSISOC. | 25 |
| Figura 3: proyectos en los que ha participado y participa en la actualidad el grupo INSISOC. Adaptado de Galán Ordax (2007). | 27 |
| Figura 4: taxonomía propuesta por Oh et al. (2020) para la planificación de la producción en fabricación aditiva. Fuente: Oh et al. (2020). | 38 |
| Figura 5: ejemplo de combinaciones de pujas en una subasta combinatoria. | 54 |
| Figura 6: subasta de una ronda frente a subasta multironda. Adaptado de Abrache et al. (2008). | 58 |
| Figura 7: procesamiento de pedidos en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023). | 69 |
| Figura 8: procesamiento de órdenes de fabricación de piezas en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023). | 72 |
| Figura 9: disposición de piezas en lotes. | 76 |
| Figura 10: esquema del funcionamiento de la subasta combinatoria para un mercado de fabricación aditiva. | 88 |
| Figura 11: diagrama de flujo de la subasta secuenciado en periodos temporales. | 91 |
| Figura 12: esquema de las rondas de la subasta y de la asignación final. | 100 |
| Figura 13: interfaz VBA con la configuración inicial de la subasta. | 111 |
| Figura 14: resultado de la primera ronda de la subasta. | 111 |
| Figura 15: resultado de la segunda ronda de la subasta. | 112 |
| Figura 16: resultado de la tercera ronda de la subasta. | 112 |
| Figura 17: resultado de la cuarta ronda de la subasta. | 113 |
| Figura 18: resultado de la quinta ronda de la subasta. | 113 |
| Figura 19: resumen de las asignaciones y de los excedentes en cada ronda de la subasta. | 113 |
| Figura 20: cálculo de W^* y de $BS(W^*)$ para el modelo con información completa. | 115 |
| Figura 21: matriz binaria $M \times N$ calculada para un valor del parámetro de saturación $\delta=0.5$ | 117 |
| Figura 22: ejemplo de generación de datos de compra. | 117 |
| Figura 23: ejemplo de generación de datos de venta. | 118 |
| Figura 24: modelo DEVS de la subasta. | 124 |
| Figura 25: código del modelo atómico Filter generado en el simulador Cadmium. | 129 |
| Figura 26: definición del tipo de datos Feedback. | 130 |
| Figura 27: acoplamiento entre los puertos de los modelos atómicos Filter y Bid y el modelo acoplado Buyer. | 130 |
| Figura 28: código del modelo acoplado Buyer generado en el simulador Cadmium. | 131 |
| Figura 29: datos de entrada para la simulación de la subasta. | 132 |
| Figura 30: fragmentos del archivo de salida generado por el simulador SCID. | 133 |
| Figura 31: asignaciones temporales al final de cada ronda de la subasta para el modelo SCID. | 134 |
| Figura 32: visualización de la asignación final en el simulador VBA. | 134 |

Índice de tablas

| | |
|---|-----|
| Tabla 1: correspondencia entre los objetivos/contribuciones de la tesis doctoral y los capítulos/secciones en los que se desarrollan. | 19 |
| Tabla 2: principales propuestas de mecanismos para abordar la asignación de órdenes de producción en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2024). | 41 |
| Tabla 3: criterios para la categorización de subastas. Adaptado de Anandalingam et al. (2005). | 49 |
| Tabla 4: notación empleada para el modelo de subasta combinatoria doble | 61 |
| Tabla 5: principales características de los subproblemas en planificación de la producción en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023). | 74 |
| Tabla 6: especificaciones de las piezas empleadas en el caso de ejemplo. | 75 |
| Tabla 7: especificaciones de los tipos de máquina empleados en el caso de ejemplo. | 75 |
| Tabla 8: grupos de piezas creados. | 76 |
| Tabla 9: asignación de piezas a lotes. | 77 |
| Tabla 10: asignación de lotes a máquinas. | 77 |
| Tabla 11: secuencia de lotes en máquinas. | 77 |
| Tabla 12: palabras clave para la revisión de la literatura. Adaptado de De Antón et al. (2023). | 78 |
| Tabla 13: revisión de los modelos de planificación operativa de la producción en fabricación aditiva bajo el marco propuesto. Adaptado y ampliado de De Antón et al. (2023). | 80 |
| Tabla 14: notación empleada para el modelo matemático de la subasta. | 92 |
| Tabla 15: resumen de términos relativos a utilidades y excedentes de los agentes de la subasta. | 96 |
| Tabla 16: resumen de la ejecución de la subasta para el caso de ejemplo. | 101 |
| Tabla 17: configuración de los escenarios de simulación. | 118 |
| Tabla 18: resultados de eficiencia %Eff(W) para distintos saltos de precios (λ , μ). | 119 |
| Tabla 19: número de rondas para distintos saltos de precios (λ , μ). | 120 |
| Tabla 20: resultados de eficiencia %Eff(W) para distintas saturaciones de la matriz de ítems (δ). | 120 |
| Tabla 21: número de rondas para distintas saturaciones de la matriz de ítems (δ). | 121 |
| Tabla 22: escenarios de subasta simulados y resultados de las asignaciones. | 132 |

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1. Introducción

1.1. Motivación y objetivo

La aparición de la fabricación aditiva a mediados de la década de 1980 supuso una revolución en la forma en que se fabricaban los productos hasta el momento. Esta tecnología introducía un nuevo paradigma de fabricación basado en la adición de material en capas sucesivas para conformar un objeto. Aunque la adopción de esta tecnología fue lenta al principio, debido en gran medida a la existencia de patentes y a su limitación al prototipado de piezas, su crecimiento en la última década ha sido incontestable. Según el Wholers Report de 2023, la industria de fabricación aditiva ha tenido una tasa de crecimiento anual compuesta (*Compound Annual Growth Rate* – CAGR) del 24.3% a lo largo de los últimos 12 años y la expectativa es que esta tasa se mantenga en un 21.6% entre 2023 y 2030. Sin embargo, esta tecnología se encuentra todavía en su fase de maduración y debe afrontar algunos retos estructurales si quiere lograr una mayor penetración en industrias y cadenas de suministro.

El rápido crecimiento de la fabricación aditiva en los últimos años ha dado lugar a importantes retos que la Dirección de Operaciones debe abordar para contribuir a su maduración y su democratización. Por un lado, las compañías que están comenzando a incorporar máquinas de fabricación aditiva en sus procesos productivos carecen, en muchos casos, de procesos automatizados para la planificación de piezas que les permitan incrementar la eficiencia de sus máquinas. Esto se debe principalmente a la complejidad que este nuevo paradigma productivo introduce en los procesos de planificación de la producción. Por otro lado, actualmente existen dificultades notables en la coordinación entre las compañías que necesitan componentes de fabricación aditiva y los fabricantes de estos componentes. Al tratarse de piezas personalizadas y no ser todavía una tecnología madura, la necesidad de los fabricantes de incrementar la productividad de sus máquinas contrasta con la búsqueda de precios más competitivos por parte de los compradores.

Esta situación de desequilibrio entre oferta y demanda ha propiciado la aparición de mercados electrónicos que pretenden facilitar las transacciones comerciales entre demandantes de componentes de fabricación aditiva y fabricantes de estas piezas. No obstante, los mecanismos de coordinación y fijación de precios que emplean estos mercados en la actualidad no aprovechan completamente las nuevas características que la fabricación aditiva introduce en los procesos de planificación de la producción. En este contexto, los mecanismos basados en subastas combinatorias presentan unas particularidades que permiten incorporar estas nuevas características para abordar de manera eficiente el problema de asignación en un mercado de componentes de fabricación aditiva.

El objetivo de esta tesis es **analizar las características que la fabricación aditiva introduce en los procesos de planificación de la producción a nivel operativo y cómo estas pueden aprovecharse para mejorar la eficiencia del mercado de componentes de fabricación aditiva.**

Este objetivo principal se puede desglosar en los siguientes objetivos específicos:

- OE1: Formalizar el problema de planificación de la producción a nivel operativo en fabricación aditiva a través de un marco y una taxonomía específicos.

- OE2: Diseñar una subasta combinatoria para coordinar un mercado electrónico de componentes de fabricación aditiva que busque maximizar el bienestar social.
- OE3: Construir un modelo de la subasta combinatoria y simular su comportamiento en diferentes escenarios.

Cada uno de estos objetivos específicos será abordado en profundidad en uno de los capítulos de la tesis. A continuación, se detallan las contribuciones relacionadas con cada uno de los objetivos específicos.

- (OE1—C1) Análisis del problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo. Definición del problema, comparación con problemas tradicionales de planificación de la producción y revisión de los modelos existentes.
- (OE1—C2) Desarrollo de un marco y de una taxonomía para clasificar las propuestas que abordan la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.
- (OE1—C3) Clasificación de las propuestas prácticas de métodos desarrollados para abordar la planificación de la producción en fabricación aditiva bajo el marco propuesto.
- (OE2—C4) Estudio de la metodología de subastas combinatorias. Análisis de las ventajas y desventajas de las diversas variantes de subastas combinatorias.
- (OE2—C5) Análisis del mercado de componentes de fabricación aditiva. Revisión de las propuestas de plataformas electrónicas para coordinar este mercado con especial atención en los mecanismos de subasta planteados.
- (OE2—C6) Diseño de un mecanismo de subasta combinatoria doble iterativa para mejorar la eficiencia en la asignación de pedidos en el mercado de componentes de fabricación aditiva. Definición teórica de la subasta y formulación del problema de determinación del ganador.
- (OE3—C7) Desarrollo de un procedimiento algorítmico que permita implementar la subasta para simular su comportamiento.
- (OE3—C8) Implementación de la subasta mediante un modelo desarrollado en el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications*. Simulación de escenarios y análisis de sensibilidad de los parámetros del modelo.
- (OE3—C9) Definición de un modelo formal de la subasta basado en el formalismo *Discrete Event System Specification (DEVS)* e implementación en el simulador Cadmium para su verificación.

Para facilitar al lector la identificación del trabajo desarrollado para completar cada uno de los objetivos y de las contribuciones, en la tabla 1 se presenta la correspondencia entre los objetivos específicos (OE) y los capítulos de la tesis en los que se abordan. Además, se indican las secciones o capítulos concretos en los que se ha desarrollado cada una de las contribuciones (C).

Tabla 1: correspondencia entre los objetivos/contribuciones de la tesis doctoral y los capítulos/secciones en los que se desarrollan.

| Objetivo | Capítulo/Sección | Objetivo | Capítulo/Sección | Objetivo | Capítulo/Sección |
|----------|------------------|----------|------------------|----------|------------------|
| OE1 | Cap. 2 y 4 | OE2 | Cap. 2, 3 y 5 | OE3 | Cap. 5 y 6 |
| - C1 | Sec. 2.1 | - C4 | Cap. 3 | - C7 | Sec. 5.2 |
| - C2 | Sec. 4.1 | - C5 | Sec. 2.2 | - C8 | Sec. 6.1 |
| - C3 | Sec. 4.2 | - C6 | Sec. 5.1 | - C9 | Sec. 6.2 |

1.2. Antecedentes

Según el estándar ISO/ASTM52900-21 (ASTM International, 2021), el término fabricación aditiva hace referencia al proceso de unir materiales para crear piezas u objetos a partir de un modelo 3D, generalmente capa a capa, a diferencia de las técnicas tradicionales de fabricación mediante sustracción de material y conformado. Esta definición engloba diversos procesos y técnicas de fabricación que pueden diferir en aspectos como el material de fabricación, la fuente de energía empleada o la manera de unir las capas, entre otros. El estándar ISO/ASTM52900-21 agrupa las diferentes técnicas de fabricación aditiva en siete grupos de procesos: proyección de aglutinante (BJT por sus siglas en inglés), deposición de energía directa (DED), extrusión de material (MEX), proyección de material (MJT), fusión de lecho de polvo (PBF), laminación de hojas (SHL) y fotopolimerización en tanque o cuba (VP). A pesar de las diferencias en el método de fabricación que pueden presentar los distintos grupos de procesos, existen características comunes a la “fabricación aditiva” derivadas del procedimiento de construcción capa a capa empleado por todos estos procesos.

Aunque los términos “fabricación aditiva” e “impresión 3D” se suelen emplear como sinónimos en algunos contextos, el estándar ISO/ASTM52900-21 especifica que el primero está más asociado a entornos industriales y máquinas más avanzadas, mientras que el segundo suele asociarse con entornos no industriales y máquinas menos profesionales. En este trabajo nos referiremos siempre a la fabricación aditiva.

1.2.1. Evolución histórica de la fabricación aditiva

La fabricación aditiva como técnica de fabricación surgió en la década de 1980, tras años de investigación sobre la posibilidad de construir objetos sólidos mediante el curado por capas de resinas fotosensibles. A pesar de que hubo intentos anteriores de Hideo Kodama (Kodama, 1981), el primero que logró patentar este método con éxito fue Chuck Hull, quien le dio el nombre de estereolitografía. Hull presentó la solicitud de patente para la técnica de estereolitografía en 1984 y obtuvo la aprobación en 1986 (Hull & Arcadia, 1984). En los años sucesivos fueron apareciendo otros sistemas de fabricación aditiva, como el sinterizado selectivo por láser (1986) (Deckard, 1986) o el modelado por deposición fundida (1989) (Crump, 1989). A partir de principios de los 1990s comenzaron a comercializarse las primeras máquinas de fabricación aditiva.

La fabricación aditiva ha transcurrido principalmente por tres fases desde su adopción. En un primer momento, su uso se extendió para la fabricación de prototipos de piezas en el proceso de desarrollo de nuevos productos. La fabricación aditiva permitía abaratar costes y reducir tiempos notablemente en la producción de prototipos, ya que eliminaba la necesidad de

emplear utillajes y moldes, y ofrecía una libertad de diseño impensable para las técnicas tradicionales. La expiración de las principales patentes a finales de la década de los 2000 permitió que esta tecnología se extendiese y que la investigación en nuevos materiales y procesos avanzase rápidamente. Los desarrollos en investigación lograron llevar a la fabricación aditiva a una segunda fase en la que empezaron a fabricarse componentes funcionales. La capacidad que esta tecnología ofrecía de fabricar piezas personalizadas con geometrías complejas en tan solo unas horas, eliminando la necesidad de emplear largas líneas de producción con diversos equipos y máquinas, atrajo el interés de numerosas industrias. Se empezaron a incorporar piezas impresas en 3D en la construcción de aviones y automóviles, así como en la fabricación de prótesis ortopédicas, joyas y textiles personalizados, entre otros sectores. Estas aplicaciones comenzaron a mostrar la utilidad de la fabricación aditiva para la fabricación de componentes funcionales; sin embargo, los volúmenes de producción eran bajos debido al elevado coste de las máquinas y del software, limitando su uso a proveedores especializados. La tercera fase, en la que se encuentra la fabricación aditiva actualmente, pretende lograr la democratización de esta tecnología mediante el abaratamiento de los sistemas de fabricación aditiva. Se espera que este mayor acceso a la tecnología contribuya a incrementar los volúmenes de producción y convierta a la fabricación aditiva en la principal facilitadora de la fabricación en masa de productos personalizados.

El nuevo paradigma de consumo que prioriza la demanda de productos personalizados frente al tradicional catálogo de productos estandarizados está suponiendo un desafío para las industrias. La fabricación aditiva se presenta como la tecnología más adecuada para liderar ese cambio de paradigma en los procesos de fabricación que permita producir productos personalizados a gran escala. Esto supone un reto desde el punto de vista de la Dirección de Operaciones, ya que las técnicas de optimización empleadas para la planificación de los sistemas de fabricación tradicionales no contemplan las características introducidas por la fabricación aditiva. Este reto ha suscitado el interés científico y académico en los últimos años, que se ha centrado en la búsqueda de métodos que permitan incrementar la eficiencia de los sistemas de planificación de la producción en fabricación aditiva.

1.2.2. Fabricación aditiva y Dirección de Operaciones

La Dirección de Operaciones se preocupa de gestionar los recursos de una organización para desarrollar, producir y distribuir bienes o servicios. Su fin último es lograr que la organización ejecute sus procesos de la manera más eficiente posible. Una de las actividades principales de la Dirección de Operaciones es la planificación de los procesos de producción y logística con el objetivo de lograr una optimización integral de estos procesos.

En este contexto, la fabricación aditiva es una técnica de fabricación disruptiva que desafía las prácticas convencionales en Dirección de Operaciones y gestión de la cadena de suministro. La aparición de la fabricación aditiva ha generado la necesidad de revisar procesos fundamentales en industrias manufactureras, como el desarrollo de nuevos productos, el proceso de fabricación y la logística. Concretamente, esta tecnología ha supuesto una revolución en la gestión de las cadenas de suministro, puesto que permite plantear estrategias de descentralización de la producción en favor de un sistema distribuido de fabricantes locales.

El interés investigador en este ámbito ha crecido exponencialmente en los últimos años. El número de publicaciones científicas que abordan temas relacionados con la fabricación aditiva dentro del campo de la Dirección de Operaciones ha experimentado un constante y destacado

crecimiento durante los últimos 20 años. La figura 1 muestra los resultados de una búsqueda llevada a cabo en la base de datos científica *Web of Science* a este respecto. La búsqueda consistió en dos consultas, seleccionando para ambas el campo de búsqueda “todos los campos (*All fields*)”; una con los términos de búsqueda “*planning additive manufacturing*” y la otra con los términos “*production planning additive manufacturing*”. Los resultados muestran un crecimiento continuado en el número de publicaciones para ambas consultas y, especialmente, destaca el notable interés que ha generado la investigación de la planificación en fabricación aditiva en los últimos diez años.

Las principales ventajas que introduce la fabricación aditiva a nivel operativo son la capacidad de fabricar geometrías complejas, la gran flexibilidad del proceso de fabricación y el acortamiento del ciclo de desarrollo de nuevos productos. Estas ventajas se complementan con el hecho de que la fabricación aditiva sea una tecnología digital, ya que se basa en el diseño de modelos 3D digitales que son interpretados por las máquinas para la fabricación de las piezas, y con su capacidad para reducir el despilfarro de material por tratarse de un proceso productivo basado en la adición de material. Además, la fabricación aditiva se adapta perfectamente a la filosofía de producción bajo demanda frente a la producción contra stock, lo que permite hacer una planificación de la producción más eficiente. Este conjunto de características ha convertido a la fabricación aditiva en una tecnología central de la 4ª Revolución Industrial, siendo un facilitador clave de la transformación digital de la industria manufacturera que ofrece una mayor eficiencia, agilidad y capacidad de adaptación.

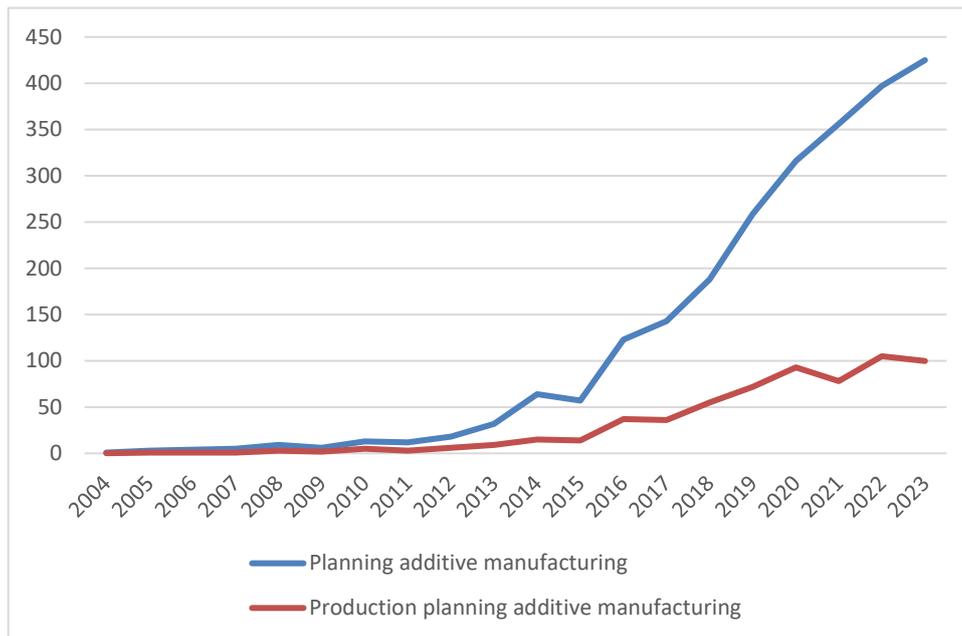


Figura 1: resultados de la búsqueda sobre publicaciones relacionadas con la fabricación aditiva en el campo de la Dirección de Operaciones.

En el proceso actual de maduración de la fabricación aditiva, el foco se ha puesto en lograr la fabricación en masa de productos personalizados. Sin embargo, el elevado coste de las máquinas avanzadas de fabricación aditiva suele llevar a las compañías a externalizar la producción de estos componentes a proveedores especializados. Esto conduce a una situación en la que los proveedores de fabricación aditiva deben planificar la producción de un conjunto heterogéneo de piezas solicitadas por diversos clientes independientes. Con el fin de hacer frente a estos nuevos contextos de producción, el entorno de *Cloud Manufacturing* se está aplicando a la

fabricación aditiva para desarrollar plataformas electrónicas que permitan integrar máquinas de distintos fabricantes. El resultado es un entorno muy complejo en el que una serie de compañías solicitan la fabricación de piezas que deben ser fabricadas por un conjunto de proveedores de fabricación aditiva independientes.

1.2.3. Retos actuales de la fabricación aditiva en Dirección de Operaciones

En la actualidad, los fabricantes de componentes de fabricación aditiva deben hacer frente al desafío de determinar el plan de producción para entornos complejos y heterogéneos. En muchos casos, estos fabricantes carecen de sistemas automatizados que ayuden a determinar planes de producción eficientes. En el área de la Dirección de Operaciones, los académicos han empezado a prestar atención en los últimos años a entornos de producción complejos, como la planificación de la producción en sistemas multifábrica o el modelado de procesos de producción en el contexto de la Industria 4.0, para los que están apareciendo sistemas de apoyo a la decisión avanzados. Sin embargo, se observa una notable ausencia de desarrollos de sistemas de apoyo a la decisión específicos para contextos de producción mediante fabricación aditiva, motivada, a su vez, por la **ausencia de marcos robustos que formalicen el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva.**

La mayor disrupción que introduce la fabricación aditiva a nivel operativo es la capacidad de combinar piezas heterogéneas en la misma superficie de fabricación, de manera que sean fabricadas simultáneamente. Este hecho supone que las técnicas de planificación y programación de la producción empleadas tradicionalmente en líneas de montaje y/o talleres de trabajo no puedan aplicarse directamente al caso de la fabricación aditiva. Además, esta propiedad específica de la fabricación aditiva ha estimulado el interés investigador en los nuevos problemas de decisión y asignación que acarrea.

En los últimos años han aparecido numerosas propuestas para formular y abordar el problema de **asignar piezas solicitadas por diversos clientes a un conjunto de máquinas de fabricación aditiva pertenecientes a diferentes fabricantes.** Debido a la gran complejidad de este problema de asignación, la mayoría de las propuestas emplean procedimientos heurísticos que obtienen soluciones satisfactorias en tiempos razonables. Sin embargo, las características específicas que introduce la fabricación aditiva favorecen que este problema pueda explotarse de una forma más eficiente mediante el uso de **subastas combinatorias**, ya que estas proporcionan un enfoque más resiliente para la optimización de problemas que presentan una complejidad dinámica.

Las dos contribuciones principales de esta tesis doctoral vienen a dar respuesta a estos dos retos que enfrenta la fabricación aditiva en el ámbito de la Dirección de Operaciones. Por un lado, **se presenta un marco, junto con una taxonomía, para formalizar el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.** Por otro lado, **se desarrolla un mecanismo de subasta combinatoria que resuelva de manera eficiente la asignación de pedidos en un mercado de componentes de fabricación aditiva.**

1.3. Estructura del documento

El trabajo realizado en esta tesis doctoral se presenta en siete capítulos, incluido el presente capítulo introductorio. El capítulo 2 introduce el marco teórico en el que se sitúa la tesis doctoral y presenta los dos grandes problemas que serán tratados. El capítulo 3 revisa la metodología fundamental que se emplea en el trabajo de investigación. En los capítulos 4, 5 y 6 se desarrollan

las principales contribuciones de la tesis y, por último, en el capítulo 7 se revisan las conclusiones extraídas de la investigación y se proponen extensiones futuras. De forma más detallada:

El **capítulo 2** realiza un breve recorrido por los grandes retos a los que se enfrenta la fabricación aditiva en el ámbito de las operaciones. En concreto, a lo largo del capítulo se revisan los desafíos que debe abordar esta tecnología para optimizar los sistemas de planificación de la producción y de coordinación entre oferta y demanda, los dos grandes problemas que trata esta tesis doctoral. El capítulo se estructura en dos bloques análogos —uno para cada problema— en los que, primero, se introduce el problema en detalle y, a continuación, se hace una revisión de la bibliografía relevante.

El **capítulo 3** presenta una introducción a la metodología de las subastas combinatorias. Tras una breve introducción a las subastas, el capítulo profundiza en las características de las subastas combinatorias y en su principal desafío: la resolución del problema de determinación del ganador. Además, se analizan las posibilidades que introducen las variantes de subasta combinatoria iterativa y subasta combinatoria doble, así como las propiedades que deben cumplir los diseños de estos tipos de subastas, y se señalan trabajos que han abordado estas variantes en profundidad. Por último, se revisan las características de las subastas combinatorias que presentan ambas variantes a la vez: las subastas combinatorias dobles iterativas.

El **capítulo 4** desarrolla el diseño y la aplicación de un marco clasificatorio para el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva y está dividido en dos secciones. La primera sección se centra en el diseño del marco; se delimita el contexto de aplicación, se identifican los principales subproblemas en la planificación de la producción en fabricación aditiva y se definen las fases que componen este proceso. Una vez definido el marco, la segunda sección presenta una revisión de las propuestas prácticas para la planificación de sistemas de fabricación aditiva, que son clasificadas según el marco propuesto.

El **capítulo 5** desarrolla el diseño de una subasta combinatoria doble iterativa para coordinar un mercado de componentes de fabricación aditiva. En primer lugar, se presentan las características de la subasta y las reglas definidas para su diseño. Asimismo, se introduce una descripción secuencial por etapas del funcionamiento del mecanismo en el contexto de mercado en el que será implementado y se formula el problema de determinación del ganador asociado a ese mecanismo de subasta. En segundo lugar, se propone un algoritmo para la implementación iterativa de la subasta, que tratará de conducir el avance de esta hacia un resultado eficiente. La definición del proceso algorítmico se acompaña de un ejemplo de aplicación para un caso básico de subasta. Por último, se analizan las propiedades que exhibe el mecanismo de subasta desarrollado y se revisan los desafíos que se deben considerar de cara a una implementación práctica de la subasta.

El **capítulo 6** detalla la implementación de la subasta definida en el capítulo 5 mediante un proceso de dos etapas. En la primera etapa, se lleva a cabo la implementación de la subasta a través de un modelo construido en el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications* con el fin de verificar el correcto funcionamiento del modelo teórico de la subasta. Para ello, se desarrolla la simulación de un conjunto de escenarios y se definen unas métricas que permitan evaluar los resultados. En la segunda etapa, se construye un modelo formal de la subasta empleando el formalismo DEVS (*Discrete Event System Specification*). Una vez que el diseño del modelo ha sido detallado, se presenta la implementación de este en el simulador Cadmium y se lleva a cabo un estudio de simulación de escenarios para verificar el correcto funcionamiento del modelo DEVS.

El **capítulo 7** presenta, finalmente, las conclusiones extraídas de la investigación realizada, tanto desde el punto de vista metodológico como desde el punto de vista del dominio de aplicación, para concluir con la relación de una serie de extensiones y líneas futuras con las que ampliar el trabajo realizado.

1.4. El grupo INSISOC

Esta tesis doctoral se enmarca en el contexto de las líneas de investigación y los proyectos del grupo INSISOC, así como en las tesis doctorales desarrolladas previamente.

*INSISOC*¹ (*IN*geniería de los *S*istemas *SOC*iales) es un Grupo de Investigación Reconocido de la Universidad de Valladolid y Grupo de Investigación de Excelencia de la Junta de Castilla y León (GREX256) compuesto, originalmente, por investigadores de la Universidad de Valladolid y de la Universidad de Burgos. Además, tiene el reconocimiento como Unidad de Investigación Consolidada (UIC 086). Su objetivo es promocionar la investigación y el modelado del comportamiento de los sistemas sociales complejos desde la conducta de los agentes que lo componen, explorar y desarrollar metodologías en el campo del pensamiento sistémico y construir herramientas que faciliten su aplicación al estudio de los problemas complejos.

INSISOC nació del trabajo del profesor Dr. Cesáreo Hernández, quien dirigió la tesis doctoral de Adolfo López-Paredes sobre análisis e ingeniería de instituciones económicas mediante agentes. El grupo se considera iniciado con la presentación del artículo "*The Social Dimension of Economics and Multiagent Systems*" por el Dr. López-Paredes y el Dr. del Olmo (López-Paredes & del Olmo, 1998).

El apoyo del *Centre for Policy Modelling* de la *Manchester Metropolitan University*, especialmente del profesor Scott Moss, fue fundamental en los comienzos de INSISOC. Los primeros resultados del grupo incluyeron las primeras tesis doctorales en España sobre modelado basado en agentes en ciencias sociales y económicas, con autores como López Paredes (2000), Pajares Gutiérrez (2001), Posada Calvo (2005), Pascual Ruano (2006) y, más tarde, Poza García (2012).

En la actualidad, el GIR INSISOC integra un conjunto heterogéneo de más de 20 investigadores unidos fundamentalmente por el estudio, investigación y análisis de la complejidad de los sistemas, especialmente aquellos sistemas que son complejos por la variedad y las interacciones entre individuos, instituciones, tecnologías, etc. Haciendo un esfuerzo de síntesis, podemos considerar 4 líneas de investigación principales, entre las cuales se producen constantemente sinergias:

- Modelado basado en agentes y sistemas socioeconómicos complejos
- Organización Industrial y sistemas de apoyo a la decisión
- Dirección de Proyectos
- Cibernética Organizacional

¹ <https://www.insisoc.uva.es/>

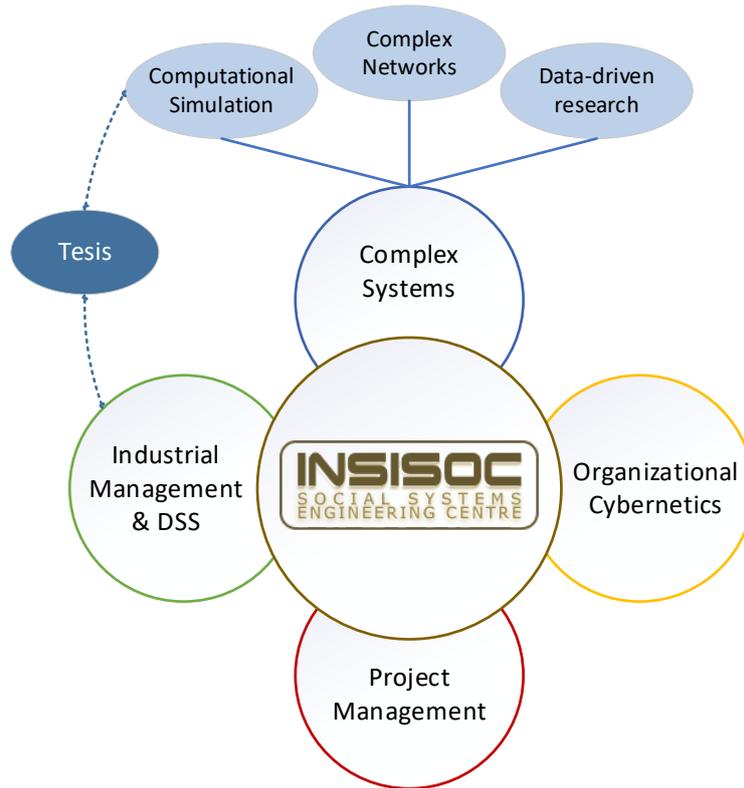


Figura 2: líneas de investigación del grupo INSISOC.

En la figura 2 se muestran las principales líneas de investigación en INSISOC y se sitúa en ellas dónde se ubica el trabajo realizado en esta tesis doctoral. A continuación, se resume la investigación llevada a cabo por el grupo en cada una de estas líneas.

Modelado Basado en Agentes y sistemas socioeconómicos complejos

El Modelado Basado en Agentes y otras técnicas (Teoría de Juegos Evolucionistas, Dinámica de Sistemas, etc.) han sido aplicadas a problemas de Economía Institucional, Economía Evolucionista, Finanzas o Gestión de Bienes Públicos. Dentro del ámbito económico, se procedió al estudio del comportamiento y la reproducción de agentes artificiales en los mercados regulados mediante subastas. En concreto, el grupo ha profundizado en la investigación de las subastas combinatorias como mecanismos para regular los mercados aeronáutico y ferroviario. Una muestra del trabajo realizado por el grupo en esta área son las siguientes publicaciones: Barceló et al. (2014), Pereda et al. (2017), Ruiz-Martin et al. (2015), Ruiz-Martin & Poza (2015).

Organización Industrial y sistemas de apoyo a la decisión

Los trabajos del grupo en esta área se han centrado en el ámbito de la Dirección de Operaciones y la Dirección Estratégica. Específicamente, la investigación ha abordado el estudio de la resiliencia de las organizaciones, de los sistemas de apoyo en la toma de decisiones a nivel estratégico, táctico y operativo, de la Transformación Digital y la adaptación de las organizaciones al paradigma de la Industria 4.0, así como el impacto de este paradigma en las cadenas de suministro, y de las posibilidades que ofrece la Economía Circular, entre otros. Asimismo, ha destacado la investigación sobre la tecnología de fabricación aditiva mediante un enfoque transversal a los campos anteriores. Algunas de publicaciones recientes en esta área son las siguientes: Agenjo et al. (2018), González-Varona et al. (2020, 2021), Ruiz-Martin et al. (2018), Sevilla et al. (2023).

Dirección de Proyectos

Los proyectos como organizaciones alternativas a las clásicas concepciones de empresa y mercado constituyen un área central de investigación en INSISOC. En concreto, el grupo se centra en el desarrollo de nuevas metodologías y técnicas para monitorizar y evaluar el desempeño en las Organizaciones Orientadas a Proyectos, en campos como el *Portfolio and Program Management*, *Multi-project Scheduling*, *Risk Management* y *Training and education in Project Management*. Algunas publicaciones del grupo en estos campos son las siguientes: Acebes et al. (2015, 2022, 2024), Curto et al. (2022), Villafáñez et al. (2019).

Cibernética Organizacional

El área de Cibernética Organizacional extiende las metodologías anteriores para estudiar el *Viable System Model* (VSM) para el diagnóstico de Organizaciones. Una muestra del trabajo en esta área son las siguientes publicaciones: Martínez Suárez & Pérez Ríos (2017), Morales Allende et al. (2017), Pérez Ríos (2012), Ruiz-Martin et al. (2017).

Desde sus inicios, el grupo INSISOC se ha mostrado muy activo en la participación en proyectos de investigación. En la figura 3 se muestran los proyectos de investigación en los que ha participado y participa en la actualidad el grupo INSISOC. En concreto, el trabajo realizado en esta tesis doctoral parte de la investigación desarrollada en el proyecto “LONJA3D”, cofinanciado por la junta de Castilla y León y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional, y el proyecto “ABARNET”, financiado por el Plan Nacional. En el periodo 2021-2024, la investigación se ha desarrollado en paralelo al proyecto k10sk, financiado por la Junta de Castilla y León, al que ha realizado algunas contribuciones. A partir de mediados de 2023, la investigación se ha desarrollado dentro del proyecto del Plan Nacional “ABAMCA”, que se centra en estudiar la aplicación de subastas combinatorias y metodologías de modelado basado en agentes para reducir el desequilibrio entre oferta y demanda en el mercado de fabricación aditiva. La investigación desarrollada en esta tesis contribuyó al desarrollo de algunos de los objetivos del proyecto.

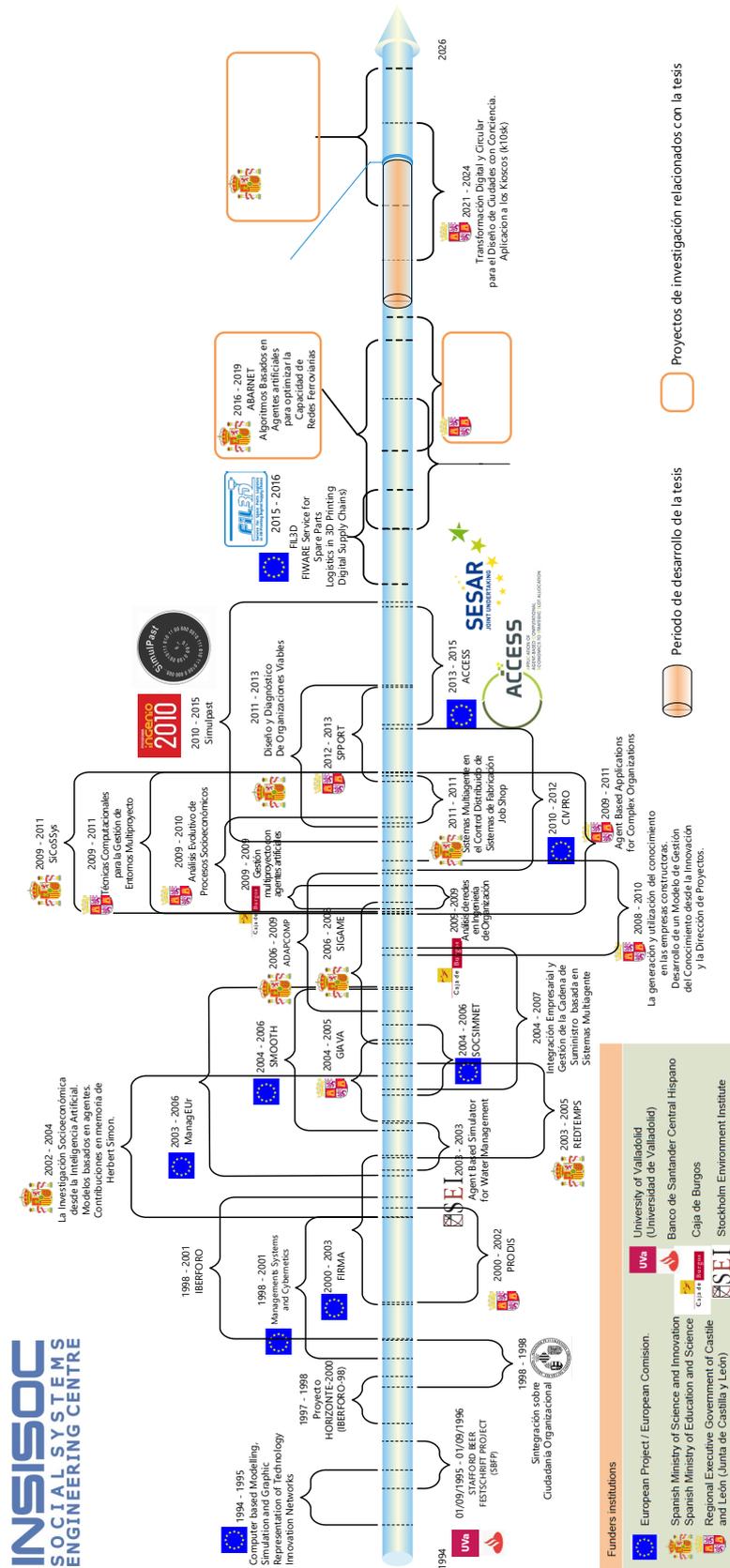


Figura 3: proyectos en los que ha participado y participa en la actualidad el grupo INSISOC. Adaptado de Galán Ordax (2007).

1.5. Publicaciones relacionadas

Fruto de los resultados obtenidos durante la realización de esta tesis doctoral se escribieron seis artículos que dieron lugar a otras tantas publicaciones en revistas científicas, capítulos de libro y *conference proceedings*. Tres de estos artículos fueron enviados a revistas indexadas en el *Journal Citation Reports*, dos de ellos ya han sido publicados y uno se encuentra actualmente en fase de revisión, otros dos fueron publicados en capítulos de libro (uno de ellos indexado en *Scimago Journal Rank – SJR*) y el último ha sido recientemente aceptado para su publicación en *conference proceedings* indexados en SJR.

La lista de los artículos en los cuales ha participado el doctorando, siendo el autor de correspondencia en todos ellos, junto con su resumen, se incluye a continuación. Los artículos se presentan en orden cronológico de acuerdo con su fecha de elaboración. En el resumen se mantiene el idioma original en el que se ha publicado.

De Antón, J., Senovilla, J., González, J., Acebes, F., & Pajares, J. (2020). Production planning in 3D printing factories. *International Journal of Production Management and Engineering*, 8(2), 75–86. <https://doi.org/10.4995/ijpme.2020.12944>

Summary:

Production planning in 3D printing factories brings new challenges among which the scheduling of parts to be produced stands out. A main issue is to increase the efficiency of the plant and 3D printers' productivity. Planning, scheduling, and nesting in 3D printing are recurrent problems in the search for new techniques to promote the development of this technology. In this work, we address the problem for the suppliers that have to schedule their daily production. This problem is part of the LONJA3D model, a managed 3D printing market where the parts ordered by the customers are reorganized into new batches so that suppliers can optimize their production capacity. In this paper, we propose a method derived from the design of combinatorial auctions to solve the nesting problem in 3D printing. First, we propose the use of a heuristic to create potential manufacturing batches. Then, we compute the expected return for each batch. The selected batch should generate the highest income. Several experiments have been tested to validate the process. This method is a first approach to the planning problem in 3D printing and further research is proposed to improve the procedure.

de Antón, J., Poza, D., López-Paredes, A., Villafañez, F. (2023). Defining Production Planning Problems in Additive Manufacturing. In: Izquierdo, L.R., Santos, J.I., Lavios, J.J., Ahedo, V. (eds) *Industry 4.0: The Power of Data. Lecture Notes in Management and Industrial Engineering*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-29382-5_20

Summary:

Additive manufacturing (AM) introduces a set of technology-specific constraints that increase the complexity of production planning. As research in the production planning of AM facilities is gaining attention, a literature review revealed a lack of uniformity in the design of efficient approaches. At this stage, it is crucial to bring clarity to the identification of all the problems to solve while focusing on the processing sequence. For this reason, this paper presents a first

approach for production planning in AM in conjunction with an unambiguous definition of their problems and subproblems.

De Antón, J., Villafáñez, F., Poza, D., & López-Paredes, A. (2023). A framework for production planning in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 61(24), 8674–8691. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2160026>

Summary:

Additive manufacturing (AM) introduces a set of technology-specific problems, such as the proper orientation of parts or the placement of several heterogeneous parts in the same build cycle, which are not addressed by traditional approaches to production planning and scheduling. Although these new production subproblems have been implicitly addressed by several works according to generic nesting and scheduling concepts, a literature review revealed that there is no uniformity in identifying and, thus, solving all these subproblems. For this reason, and as a result of an in-depth analysis of the existent literature on AM production planning and an analogy with classic cutting and packing typologies, the present paper offers a framework to formalise the production planning problem in AM at the operational level. This framework can be used as a reference to focus on and address these AM-related problems for efficient production planning. It is designed at the subproblem level and centres on production order processing in AM. A coding strategy is specifically developed for the framework, which is applied to a review of relevant works that propose models for the production planning of AM systems. Finally, the review results are discussed, and possible extensions of the framework are proposed.

De Antón, J., Poza, D., Villafáñez, F., López-Paredes, A. (2024). Limitations and Opportunities in e-Platforms for the Additive Manufacturing Market. In: Bautista-Valhondo, J., Mateo-Doll, M., Lusa, A., Pastor-Moreno, R. (eds) Proceedings of the 17th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management (ICIEIM) – XXVII Congreso de Ingeniería de Organización (CIO2023). CIO 2023. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 206. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-57996-7_18

Summary:

The expansion of additive manufacturing (AM) has led to an imbalance between supply and demand. As a result, e-platforms have emerged as an efficient means of coordinating the AM market. This work aims to review the primary references proposing e-platforms for matching and allocating AM customers' orders to AM suppliers' resources and determining service prices. Specifically, platforms using auctions as market mechanisms are explored, and opportunities to further exploit the potential of auctions to coordinate the singular AM market are raised.

De Antón, J., Villafáñez, F., Poza, D., and López-Paredes, A. (2024) "An iterative price-based combinatorial double auction for additive manufacturing markets". *Under review*.

Summary:

The increasing adoption of additive manufacturing (AM) in the industrial sector is leading to an imbalance between supply and demand of additively manufactured subcomponents: companies demanding AM services require very specific products and AM suppliers differ widely in their capabilities. Some existing proposals aim to help match supply and demand by merely making customer-supplier allocations. Only a few recent works go beyond allocation issues and propose market mechanisms to also address pricing aspects. However, we observe that these mechanisms do not fully exploit the potential of additive manufacturing techniques. The aim of this paper is to design a market mechanism that considers the particularity of AM techniques, wherein suppliers can benefit from manufacturing multiple heterogeneous parts from multiple customers in the same build area to increase production throughput. This market mechanism has been implemented as an iterative combinatorial double auction that adapts to this feature of the AM market: customers will bid to get their orders produced and suppliers will submit asking quotes to win the production of combinations of those orders. The mechanism solves the allocation and pricing of AM orders while seeking the maximization of social welfare. The procedure is simulated in a theoretical environment to evaluate its performance and to identify the most appropriate conditions for its implementation in a real environment. Unlike other existing proposals for client-supplier allocation mechanisms in additive manufacturing, the proposed mechanism allows a single supplier to produce a combination of orders from different clients, leading to a pricing system that maximizes social welfare without participants disclosing sensitive information.

De Antón, J., C. Ruiz-Martín, F. Villafáñez, and D. Poza. 2024. “DEVS as a method to model and simulate combinatorial double auctions for e-procurement”. In *2024 Winter Simulation Conference (WSC)*. *In press*.

Summary:

The surge in electronic procurement is fostering the proliferation of electronic marketplaces and advanced auctions as primary coordination mechanisms. Among these, combinatorial and double auctions are gaining traction in the procurement sector. However, prevalent implementations often assume participants to be perfectly rational, adhering to predefined behaviors within the auction model. These centralized models, while prevalent, fail to capture the intricate dynamics of real auction environments adequately. Consequently, there is a growing recognition of the necessity for decentralized models within an agent-based framework to simulate such auctions authentically. The contribution of this work is the application of the DEVS formalism to develop a decentralized model for a combinatorial iterative double auction to address the limitations of centralized implementations. The model is formally defined, and a case study is presented to verify it against its centralized version. This is the first step toward accommodating agents with varied behavioral patterns within auction simulations.

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

2. Marco teórico

El objetivo de este capítulo es contextualizar el reto principal que abordamos en esta tesis: la mejora de la eficiencia en los procesos de asignación y planificación de la producción en fabricación aditiva.

Actualmente, el gran reto al que se enfrenta la fabricación aditiva en el ámbito de las operaciones es el de lograr una mayor eficiencia a lo largo de la cadena de suministro (Friedrich et al., 2022; Khajavi et al., 2020; Manco et al., 2019; Ying et al., 2022). Puesto que el foco se ha puesto en alcanzar la producción en masa de productos personalizados (Oh et al., 2018; Oh et al., 2020; K. C. Ying et al., 2022), los desafíos asociados afectan notablemente tanto a los procesos de fabricación como a los procesos de coordinación entre oferta y demanda (Framinan et al., 2023; Mashhadi & Salinas Monroy, 2020; H. Yang et al., 2021; Zehetner & Gansterer, 2023). En este sentido, los productores de fabricación aditiva deben adoptar un enfoque integral que les permita optimizar los sistemas de producción en su conjunto.

Existe una creciente necesidad de cadenas de suministro que sean capaces de responder rápidamente a demandas fluctuantes y proporcionar productos personalizados (Alogla et al., 2021; Calignano & Mercurio, 2023). Este diseño de la cadena de suministro requiere el desarrollo de la flexibilidad como una capacidad crítica (Alogla et al., 2021; Woldesilassiea et al., 2024). Precisamente por su flexibilidad y por las oportunidades que ofrece para lograr una producción más sostenible, la fabricación aditiva se ha señalado como una de las principales tecnologías que pueden habilitar la reconfiguración de las cadenas de suministro hacia una cadena de valor digital basada en tecnologías de fabricación digitales (Kunovjanek et al., 2022; Tziantopoulos et al., 2019). El hecho de implementar tecnologías de fabricación aditiva en la cadena de suministro contribuye a reducir notablemente los costes de transporte, almacenamiento y desperdicios de producción, evolucionando así hacia cadenas de suministro más sostenibles (Calignano & Mercurio, 2023; Woldesilassiea et al., 2024).

En este contexto, el incremento de la diversidad de las piezas que pueden producirse mediante fabricación aditiva requiere un tratamiento específico desde la Dirección de Operaciones para diseñar sistemas de planificación eficientes. Lograr la producción en masa de productos personalizados supone la fabricación de grandes cantidades de piezas heterogéneas. Esto lleva asociada una variedad de problemas específicos de la tecnología de fabricación aditiva que no están contemplados en los marcos tradicionales para la planificación de la producción en talleres o líneas de montaje (Framinan et al., 2023). El contexto de producción introducido por la fabricación aditiva requiere una revisión de los procesos de planificación y gestión de la producción. Para ello, el problema de planificación de la producción debe estudiarse en profundidad, considerando todos los problemas y subproblemas contenidos en él, y diseñar marcos robustos que ayuden a los productores en su planificación. Este será el primer problema específico que abordaremos en esta tesis.

Por otro lado, aunque en línea con lo anterior, cabe destacar que la flexibilidad introducida por la fabricación aditiva ha propiciado un cambio de filosofía desde la producción contra stock hacia la producción bajo demanda (Huang et al., 2013; Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019). En este contexto, los productores de fabricación aditiva deben considerar la demanda a la hora de planificar la producción en sus distintas máquinas.

Una situación habitual en la actualidad es la que enfrenta un productor de fabricación aditiva que recibe demandas de distintos clientes, cada uno solicitando piezas personalizadas, y que debe estudiar la manera más eficiente de producir esas piezas para optimizar la utilización de los recursos disponibles. Puesto que la fabricación aditiva permite combinar piezas heterogéneas, lo que resulta en un ahorro en tiempo y coste, los productores tratarán de combinar piezas de distintos clientes en sus programaciones de producción. Sin embargo, este proceso genera una serie de costes de transacción derivados de la búsqueda y negociación entre clientes y productores que no están suficientemente abordados por los sistemas de coordinación entre oferta y demanda actuales (Friedrich et al., 2022; Tsay et al., 2018). Por ello, se requiere una revisión de las limitaciones que presentan estos mecanismos de coordinación para identificar las oportunidades que ofrece la fabricación aditiva en este ámbito. El desarrollo de un mecanismo que aproveche las características de la fabricación aditiva para mejorar la coordinación entre oferta y demanda será el segundo problema específico que se trate en la tesis.

Así, el problema general que queremos estudiar en esta tesis es el que debe afrontar un productor de fabricación aditiva a la hora de hacer la planificación de la producción a nivel operativo. En este problema se combinan, por un lado, la comprensión de los problemas de planificación de la producción para lograr el diseño de un plan de producción eficiente (sección 2.1) y, por otro, el estudio de los mecanismos de coordinación en mercados de fabricación aditiva (sección 2.2). Estos dos problemas relacionados se tratarán en profundidad en el resto del capítulo.

2.1. Planificación de la producción en fabricación aditiva

La planificación operativa de la producción en sistemas de fabricación tradicionales se ha estudiado extensamente a lo largo del tiempo. Sin embargo, los problemas de Dirección de Operaciones específicos de fabricación aditiva, especialmente los problemas de programación de la producción pertenecientes al nivel operativo, no se han abordado en profundidad (Manco et al., 2019; Pinto et al., 2024). Si bien es cierto que, en los últimos años, el interés investigador en los aspectos relacionados con la planificación de la producción en fabricación aditiva ha crecido notablemente, todavía se aprecia una acusada ausencia de taxonomías y marcos que contribuyan a formalizar este problema.

La expansión de la fabricación aditiva y la complejidad que introduce en los entornos de fabricación han despertado el interés de la comunidad investigadora recientemente. En los últimos años, las contribuciones que tratan los temas de planificación y programación de la producción en fabricación aditiva han crecido de manera exponencial (ver figura 1) (Che et al., 2021; Fera et al., 2020; Pinto et al., 2024). Estos trabajos comenzaron abordando la planificación de la producción en contextos de fabricación aditiva sencillos, como la fabricación de una sola pieza en una sola máquina (Thrimurthulu et al., 2004; Y. Yang et al., 2003). A medida que la fabricación aditiva fue evolucionando hacia la fabricación de volúmenes de producción mayores, la fabricación simultánea de múltiples piezas en una sola máquina comenzó a cobrar relevancia (Canellidis et al., 2013; Gogate & Pande, 2008; Y. Zhang et al., 2016). Trabajos más recientes han comenzado a abordar contextos ya más complejos en los que diversas piezas tienen que agruparse y asignarse a un conjunto de máquinas (Che et al., 2021; Dvorak et al., 2018; Hu et al., 2024; Kapadia et al., 2021; Lee & Kim, 2023). A lo largo de esta evolución desde contextos de producción más simples hasta entornos más complejos, se han ido incorporando nuevos

subproblemas para considerar todos los aspectos operativos de la planificación de la producción en sistemas de fabricación aditiva.

A pesar del creciente interés investigador en la planificación de la producción en fabricación aditiva, **la revisión de la literatura evidencia que existe una falta de uniformidad en los modelos y formulaciones propuestos para abordar este problema.** En esta tesis estudiamos el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a través del estudio de los problemas y subproblemas interrelacionados que lo componen.

2.1.1. Revisión bibliográfica de los problemas de *nesting* y *scheduling*

Los dos principales problemas de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo son el empaquetado de piezas en lotes y la programación de lotes en máquinas (Dvorak et al., 2018; Kucukkoc et al., 2021). En Dirección de Operaciones, estos problemas se conocen habitualmente con los nombres de *nesting* y *scheduling*, respectivamente.

Sin embargo, el alcance y los objetivos de cada problema en un entorno de fabricación aditiva no se han definido de manera consistente en la literatura. **Tanto el *nesting* como el *scheduling* se pueden dividir a su vez en varios subproblemas que deben abordarse conjuntamente para lograr una optimización global.** Por tanto, un esquema apropiado para abordar la planificación operativa de la producción en fabricación aditiva debería contemplar los subproblemas contenidos en el *nesting* y el *scheduling*, analizando sus características y sus interrelaciones. En esta subsección se revisan los esquemas principales para los problemas de *nesting* y *scheduling* en el área de la Dirección de Operaciones. Además, se examina la aparición y la evolución de estos dos conceptos en el campo de la fabricación aditiva.

El uso del término *nesting* en la literatura sobre planificación en fabricación aditiva deriva de la definición que se hace desde el campo de la investigación operativa. Dyckhoff (1990) definió el problema de *nesting* como un problema de corte y empaquetado (*cutting and packing*, C&P²) en el que se hacía un empaquetado bidimensional de objetos con formas irregulares. Esta definición fue apoyada por Wäscher et al. (2007), quienes presentaron una tipología mejorada para los problemas de C&P basada en el trabajo de Dyckhoff. En línea con estos dos trabajos, Bennell & Oliveira (2008) extendieron la definición de *nesting* de forma que considerara la posibilidad de rotar los objetos durante el proceso de empaquetado. Por tanto, según las tipologías clásicas de C&P, el *nesting* describe el problema en el que un conjunto de objetos irregulares bidimensionales debe ser dispuesto en un objeto rectangular de mayor tamaño.

Ikonen et al. (1997) fueron los primeros en apreciar que la anterior definición de *nesting* encajaba con las características del problema de distribuir piezas sobre la superficie de fabricación de una máquina de fabricación aditiva. Sin embargo, no fue hasta unos años más tarde cuando Canellidis et al. (2013) introdujeron el concepto de “anidar” piezas (es decir, “hacer el *nesting*”) para resolver el problema de optimización de la distribución de múltiples piezas en una máquina de fabricación aditiva para su fabricación simultánea. Este es el problema que se

² La categoría de “corte y empaquetado” engloba una diversidad de problemas que suelen presentar dos características básicas: (i) existe un número de recursos disponibles y (ii) un número de ítems debe ser asignado a esos recursos. Generalmente, el objetivo consiste en asignar todos los ítems minimizando el número de recursos empleados.

ha descrito mediante el concepto de *nesting* en un contexto de fabricación aditiva desde ese momento.

El concepto *scheduling*, en lo referente a la planificación de la producción en fabricación aditiva, comenzó a extenderse hacia mediados de la década de 2010 (Fera et al., 2020). Las dos principales diferencias que introducía con respecto al problema clásico de *scheduling* de máquinas (programación de máquinas) eran que diversas piezas heterogéneas se agrupaban en la misma superficie de fabricación y que las máquinas de fabricación aditiva tenían diversas características en cuanto a velocidad, tamaño y coste (Kucukkoc, 2019). Concretamente, el problema descrito como *scheduling* en fabricación aditiva involucraba la asignación de las piezas solicitadas por los clientes a una de las máquinas disponibles con el objetivo de aumentar el rendimiento de las máquinas. A pesar de que algunos trabajos ya habían introducido ciertas consideraciones del problema de *scheduling* en fabricación aditiva con anterioridad (p. ej. Freens et al. (2016) y Kucukkoc et al. (2016)), fue a partir del trabajo de Q. Li et al. (2017) cuando el concepto de *scheduling* se estableció formalmente en fabricación aditiva para describir el proceso de asignación de órdenes de fabricación a máquinas.

Tradicionalmente, *nesting* y *scheduling* se han abordado por separado en el ámbito de la Dirección de Operaciones, ya que cada problema tiene su propio objetivo de optimización (Oh et al., 2020). Mientras que el *nesting* trata de maximizar la utilización de las máquinas para reducir costes, el *scheduling* pretende encontrar la secuencia de producción óptima para reducir el *makespan*³. En cualquier caso, el fin último de ambos problemas es incrementar la eficiencia de los sistemas de fabricación aditiva (J. Zhang et al., 2020).

Los enfoques encontrados en la literatura sobre fabricación aditiva que comenzaron abordando *nesting* y *scheduling* como dos problemas independientes se centraban en resolver cada problema por separado a través de un proceso secuencial en dos etapas: primero se resolvía el *nesting* de las piezas en lotes; después se hacía el *scheduling* de esos lotes en las máquinas de fabricación aditiva (Chergui et al., 2018; Dvorak et al., 2018). En cambio, trabajos más recientes han comenzado a desarrollar formulaciones integrales de *nesting* y *scheduling* en sus modelos. Este es el caso, por ejemplo, de los trabajos de Aloui & Hadj-Hamou (2021), Altekin & Bukchin (2022), Hu et al. (2024), Kapadia et al. (2021), Lee & Kim (2023), Makanda et al. (2022), J. Zhang et al. (2020) y Zipfel et al. (2024). Las formulaciones que estos trabajos hacen del problema de planificación consideran conjuntamente *nesting* y *scheduling* para lograr una optimización global. Sin embargo, generalmente, estas formulaciones están diseñadas para adaptarse a las características concretas de los contextos de fabricación que modelan. Así, estos modelos permiten resolver de manera eficiente problemas concretos, pero no proporcionan un marco general de referencia.

2.1.2. Taxonomías y revisiones para la planificación de la producción en fabricación aditiva

La gran flexibilidad que ofrece la fabricación aditiva provoca que los contextos de fabricación de distintos productores puedan diferir notablemente. En consecuencia, existe una gran variedad

³*Makespan* es un término inglés muy extendido en el campo de la programación de operaciones que hace referencia al intervalo de tiempo comprendido entre el inicio del procesamiento del primer trabajo y el tiempo de terminación del último trabajo. Por tanto, el *makespan* es el intervalo de tiempo en el que se procesa la totalidad de las órdenes de producción.

de contextos y formulaciones relativos a la planificación de la producción en fabricación aditiva que debe considerarse a la hora de abordar este problema. Sin embargo, en la literatura encontramos solo unas pocas revisiones exhaustivas que estudien el problema, así como escasas propuestas de taxonomías que permitan hacer una clasificación formal del problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.

Las primeras revisiones y taxonomías propuestas abordaban exclusivamente el problema de *nesting*. En Y. Zhang et al. (2016), los autores revisaron los trabajos previos sobre *nesting* y los clasificaron conforme a siete parámetros. En esta clasificación consideraron aspectos relacionados con los problemas de disposición, orientación y rotación de las piezas. Además, desarrollaron una novedosa clasificación para problemas de *nesting*, basada en el contexto de producción considerado, en la que hacían una analogía con los problemas clásicos de investigación operativa. Poco después, Araújo et al. (2018) propusieron una taxonomía para problemas de *nesting* basada en cuatro criterios: dimensionalidad del problema, criterio de optimización, volumen de fabricación y atributos de las piezas. Además, revisaron los trabajos existentes sobre *nesting* y los clasificaron bajo ese marco.

Más adelante, en la literatura comenzaron a aparecer también algunas clasificaciones que consideraban solamente el problema de *scheduling* en fabricación aditiva. En el año 2019, Kucukkoc (2019) presentó un trabajo de referencia en el que propuso tres formulaciones de programación lineal entera mixta (MILP) distintas para el problema de *scheduling* según el contexto de producción: una sola máquina, varias máquinas paralelas idénticas o varias máquinas paralelas no idénticas. Más tarde, Cadiou et al. (2022) propusieron un marco para el *scheduling* de múltiples piezas, pero en el que se consideraban lotes de una sola pieza, excluyendo de este modo el *nesting*.

Aunque los trabajos mencionados anteriormente desarrollan esquemas de clasificación que se centran bien en *nesting* o bien en *scheduling*, esos esquemas no consideran el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva de una manera integral.

Es cierto que en la literatura podemos encontrar algunas revisiones que incluyen trabajos donde ya se consideran aspectos tanto de *nesting* como de *scheduling*. Un ejemplo es el artículo de Q. Li et al. (2019), que presentó una revisión de la literatura sobre planificación de la producción en fabricación aditiva en la que se incluían trabajos que abordaban ambos problemas. Los trabajos fueron clasificados según su criterio de optimización y según si incluían consideraciones de beneficio/coste y de tiempo en sus formulaciones. Bajo un marco similar, Aloui & Hadj-Hamou (2021) extendieron esta revisión añadiendo trabajos posteriores y ampliando la clasificación para incluir información sobre la tecnología de fabricación aditiva y la estrategia de resolución empleadas. Sin embargo, estos trabajos no hacen propuestas de clasificación formales de los modelos de planificación de la producción revisados.

La única taxonomía que realmente combina los problemas de *nesting* y *scheduling* en fabricación aditiva fue propuesta por Oh et al. (2020). Este trabajo presentó una reseñable taxonomía basada en la definición de tres niveles jerárquicos según el componente físico involucrado: nivel de pieza (*Part*), nivel de lote (*Build*) y nivel de máquina (*AM Machine*). Esta taxonomía les permitió clasificar los modelos de la literatura según se centraran más en el *nesting* (modelos NfAM), más en el *scheduling* (modelos SfAM) o si presentaban un enfoque global de *nesting* y *scheduling* (modelos NSfAM) (ver figura 4).

Sin embargo, esta clasificación se restringía al nivel superior de los problemas de *nesting* y *scheduling* y no ahondaba en los subproblemas específicos contenidos en ellos. La limitación al nivel superior no permite identificar con claridad los subproblemas que conforman *nesting* y *scheduling*. Esto provoca la aparición de modelos que, pese a que afirman abordar *nesting* y/o *scheduling*, en realidad están incluyendo solamente una parte del problema completo. Esta ambigüedad se observa a la hora de definir los modelos de *nesting* en la literatura sobre fabricación aditiva; mientras que algunos trabajos lo definen como un problema de empaquetado de contenedores (Aloui & Hadj-Hamou, 2021; Kapadia et al., 2021; Q. Li et al., 2019), otros lo consideran un problema de empaquetado en tiras (Alicastro et al., 2021; Y. Zhang et al., 2016) y algunos otros lo plantean como un problema de la mochila (Altekin & Bukchin, 2022; Dvorak et al., 2018). En estos casos, la selección de un modelo concreto determina los subproblemas específicos que se van a abordar, aunque todos los trabajos traten el problema general de *nesting*. Así, un problema de empaquetado en tiras o un problema de la mochila no se centrará en hacer una agrupación de piezas previa a determinar su localización en la impresora, mientras que en un problema de empaquetado de contenedores este podría ser un paso interesante.

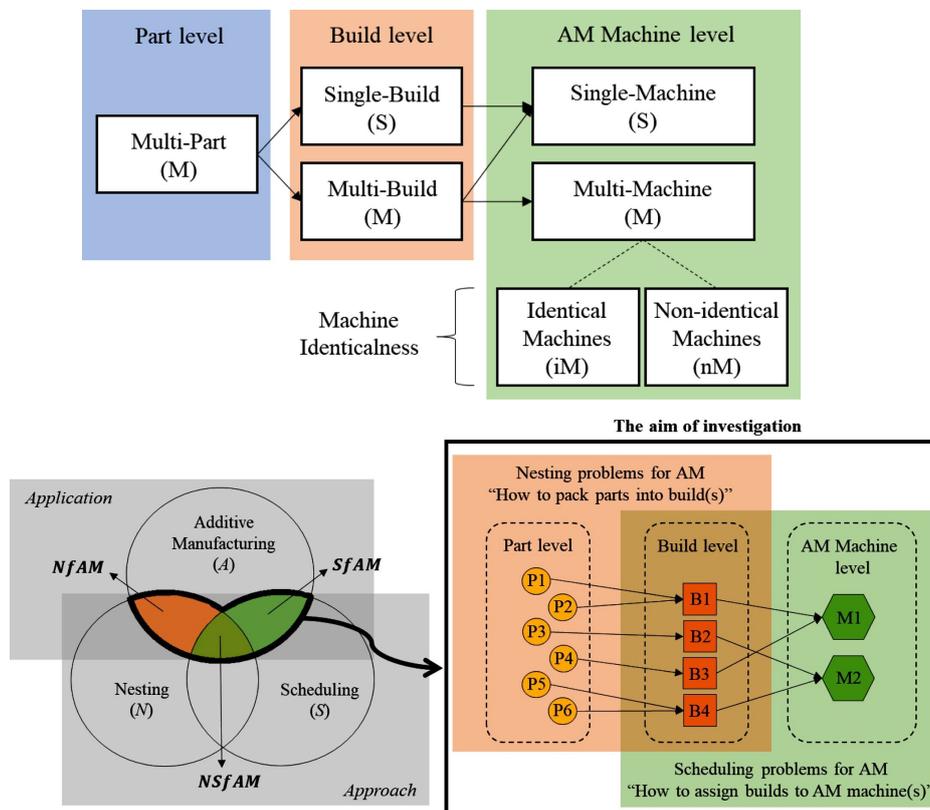


Figura 4: taxonomía propuesta por Oh et al. (2020) para la planificación de la producción en fabricación aditiva. Fuente: Oh et al. (2020).

También existen algunas diferencias a la hora de plantear el problema de *scheduling* en fabricación aditiva. Algunos trabajos solamente contemplan la asignación de lotes a diversas máquinas (Q. Li et al., 2017; Ransikarbum et al., 2020; Tafakkori et al., 2022; Yilmaz, 2020), mientras que otros también incluyen estrategias para encontrar la mejor secuencia de esos lotes (Arik & Arik, 2020; Dvorak et al., 2018; Lu et al., 2023; Ying et al., 2022; Yu et al., 2022; Zipfel et al., 2024) y otros incluso abordan la determinación de los tiempos de inicio de los lotes (Dvorak et al., 2018; Hu et al., 2022; Y. J. Kim & Kim, 2022; Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019; Nascimento

et al., 2024; Zipfel et al., 2024). A pesar de estas diferencias subyacentes, todos estos problemas se describen con el término genérico de *scheduling* de máquinas de fabricación aditiva.

Este conflicto de emplear los términos de *nesting* y *scheduling* para describir problemas con distintas características y matices puede ser resuelto a nivel de subproblema, donde cada problema específico puede ser claramente identificado. El diseño de un marco que defina claramente los subproblemas contenidos en el *nesting* y el *scheduling* permitiría eliminar las ambigüedades existentes en las clasificaciones de más alto nivel. Al mismo tiempo, este marco permitiría explorar las interrelaciones entre los distintos subproblemas, facilitando una mejor comprensión del proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva. Esta es la razón que motiva la propuesta que hacemos en el capítulo 4, en el que presentamos un marco clasificador a nivel de subproblema para el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.

2.2. Coordinación entre oferta y demanda en fabricación aditiva

La fabricación aditiva se encuentra todavía en un proceso de democratización de la tecnología. El elevado coste de las máquinas profesionales de fabricación aditiva en la actualidad —especialmente las de fabricación en metal—, junto con la necesidad de un profundo conocimiento de la tecnología, están provocando que muchas industrias externalicen la producción de componentes de fabricación aditiva a proveedores especializados (Khajavi et al., 2020; Kucukkoc, 2019; Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019). Los cambios que esta práctica provoca en las cadenas de suministro están llevando a un rediseño de las redes de producción en el que nuevos mercados están emergiendo en el ámbito de la fabricación aditiva (Meyer et al., 2021). Estos mercados involucran a compañías que solicitan la fabricación aditiva de componentes (demandantes) y a compañías proveedoras de servicios de fabricación aditiva que producen estos componentes (proveedores).

En la actualidad, se advierte una **falta de coordinación entre oferta y demanda** en las transacciones de servicios de fabricación aditiva que evidencia que estos mercados todavía no están completamente desarrollados (Wu et al., 2022). Por un lado, los demandantes de servicios de fabricación aditiva solicitan productos muy específicos con unos requisitos muy detallados, lo que provoca que deban buscar proveedores capaces de fabricar sus productos, solicitar presupuestos y acordar una transacción. Por el otro lado, puesto que la fabricación aditiva todavía no es una tecnología madura, los proveedores pueden tener recursos y capacidades muy diferentes. Esto conduce a que los proveedores deban evaluar si disponen de la capacidad necesaria para fabricar de manera rentable las piezas que les han solicitado. Esta situación hace que, en muchas ocasiones, sea difícil para los demandantes encontrar un proveedor adecuado (Friedrich et al., 2022; Rayna et al., 2015).

Todas estas actividades de búsqueda de potenciales socios comerciales, evaluación de las propuestas y negociación de acuerdos suponen unos **elevados costes de transacción** tanto para demandantes como para proveedores (Tsay et al., 2018). Además, la situación se ve agravada por el elevado nivel de personalización y complejidad que suelen presentar las piezas de fabricación aditiva, así como por la gran cantidad de agentes distribuidos (*i. e.* demandantes y proveedores) que participan en el mercado. En vista del crecimiento de estos mercados, uno de los desafíos clave es cómo utilizar soluciones electrónicas y técnicas informáticas avanzadas para

eliminar el desequilibrio entre la demanda y el suministro de recursos de fabricación aditiva en un entorno distribuido (Cui et al., 2022).

En las siguientes subsecciones estudiamos las propuestas de plataformas electrónicas y mecanismos de coordinación entre oferta y demanda en mercados de componentes de fabricación aditiva. En concreto, nos centramos en los mecanismos basados en subastas y en las oportunidades que ofrecen para explotar un mercado como el de la fabricación aditiva.

2.2.1. Plataformas electrónicas en fabricación aditiva

La aparición de plataformas electrónicas en el sector del aprovisionamiento de fabricación aditiva proporciona un nuevo medio para llevar a cabo operaciones comerciales mediante una coordinación eficiente de suministro y demanda que permite reducir considerablemente los costes de transacción (Wirtz et al., 2019; H. Yang et al., 2021). Estas plataformas aprovechan la naturaleza distribuida del mercado de fabricación aditiva: un número elevado de compañías que solicitan una gran variedad de componentes personalizados a una red distribuida de proveedores independientes (Liu et al., 2021; H. Yang et al., 2021; Zhong et al., 2022). Principalmente, dos tipos de plataformas han proliferado para el emparejamiento entre demandantes y proveedores de fabricación aditiva: plataformas **descentralizadas** y plataformas **centralizadas** (Pahwa et al., 2018). Mientras que las plataformas del primer tipo proporcionan el entorno donde demandantes y proveedores pueden encontrarse y ejecutar transacciones comerciales, las del segundo tipo emplean mecanismos centralizados para determinar la asignación de pedidos de demandantes a proveedores. En algunos casos, estas plataformas centralizadas también determinan el precio de los servicios asignados.

Las propuestas de plataformas descentralizadas fueron las primeras en aparecer. Con el mercado de fabricación aditiva todavía en una fase inicial, las plataformas electrónicas se centraron en facilitar el contacto entre demandantes y proveedores. En sus trabajos, Rayna et al. (2015) y Baumann & Roller (2017) revisaron y listaron las principales plataformas que agregaban a demandantes y proveedores para facilitar el intercambio de servicios de fabricación aditiva. No obstante, estas plataformas servían como meros comparadores y los demandantes todavía tenían que seleccionar a los proveedores de manera individual. Por tanto, aunque las plataformas descentralizadas permitían reducir los costes de búsqueda de potenciales socios comerciales, las tareas de negociación y selección eran realizadas por los participantes del mercado. Esas actividades acarrearán elevados costes de transacción y la situación empeoraba a medida que nuevos participantes entraban en el mercado.

Las plataformas centralizadas comenzaron entonces a aparecer como una mejor alternativa para resolver estos problemas y mejorar la eficiencia del mercado de fabricación aditiva. Estas plataformas actuaban como intermediarias entre el suministro y la demanda y empleaban mecanismos de asignación —conocidos como mecanismos de mercado— que permitían obtener soluciones que optimizaban el bienestar social del mercado (Tolio et al., 2023). En concreto, las plataformas centralizadas computan sus mecanismos de mercado para resolver dos problemas principales: (i) cómo hacer un emparejamiento eficiente entre compradores y vendedores mientras que los costes de transacción se mantienen bajos (**problema de asignación**); (ii) cómo establecer los precios u organizar el mercado para que emerjan precios competitivos (**problema de fijación de precios**) (Einav et al., 2016; Mashhadi & Salinas Monroy, 2020).

En este contexto, la fabricación en la nube (FeN; *Cloud Manufacturing* en inglés) emerge como un paradigma de gestión de la producción muy oportuno para la fabricación aditiva. Este paradigma, que fue introducido por B. H. Li et al. (2010) como un nuevo modelo de fabricación orientada al servicio, proporciona una plataforma centralizada para compartir recursos productivos a través de internet. La combinación de la FeN y la fabricación aditiva se ha destacado en varias ocasiones como un medio prometedor para mejorar la gestión de los servicios de fabricación aditiva (Baumann & Roller, 2017; Cui et al., 2022; Shoeb et al., 2023; L. Zhang et al., 2020; Zhao et al., 2018; Zhou et al., 2017).

Numerosas propuestas de plataformas centralizadas han surgido bajo el paradigma de la FeN. Mai et al. (2016) y Rudolph & Emmelmann (2017) fueron los primeros en adaptar la arquitectura de los sistemas de FeN al contexto de la fabricación aditiva. En Framinan et al. (2023) se puede encontrar una revisión de las principales referencias anteriores a 2022 que abordan la asignación de servicios de fabricación aditiva en una plataforma de FeN. Estas propuestas de plataformas basadas en FeN emplean mecanismos de emparejamiento y asignación para resolver la asignación de tareas de producción a recursos de fabricación aditiva disponibles. Incluso, muchas de ellas incorporan algoritmos para la programación de esas tareas en los recursos correspondientes.

Tabla 2: principales propuestas de mecanismos para abordar la asignación de órdenes de producción en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2024).

| Referencia | Asignación | Fijación de precio | Subasta |
|-----------------------------------|------------|--------------------|---------|
| (Zhou et al., 2017) | ✓ | | |
| (Zhou et al., 2018) | ✓ | | |
| (Pahwa et al., 2018) | ✓ | ✓ | ✓ |
| (Liu et al., 2019) | ✓ | | |
| (Chen, 2019) | ✓ | | |
| (Mashhadi & Salinas Monroy, 2019) | ✓ | ✓ | ✓ |
| (Luo et al., 2020) | ✓ | | |
| (Ma, 2020) | ✓ | | |
| (Mashhadi & Salinas Monroy, 2020) | ✓ | ✓ | ✓ |
| (Stein et al., 2020) | ✓ | ✓ | |
| (Liu et al., 2021) | ✓ | | |
| (Yang et al., 2021) | ✓ | | |
| (Cui et al., 2022) | ✓ | | |
| (Wu et al., 2022) | ✓ | | |
| (Zhong et al., 2022) | ✓ | | |
| (Zhang et al., 2022) | ✓ | | |
| (Kang et al., 2023) | ✓ | | |
| (Zehetner & Gansterer, 2023) | ✓ | ✓ | ✓ |
| (Gao, 2024) | ✓ | | |

En la tabla 2 se resumen las principales referencias de plataformas centralizadas para servicios de fabricación aditiva que han ido apareciendo desde el año 2017. Esta tabla ha sido actualizada a partir de la revisión realizada en el trabajo publicado en De Antón et al. (2024). Las plataformas se clasifican en función de si abordan exclusivamente el problema de asignación o si consideran también la fijación de precios. A partir de los datos de la tabla, se observa que existen dos tendencias principales en los mecanismos diseñados para este tipo de plataformas: mecanismos

centrados en la asignación entre oferta y demanda, y mecanismos enfocados en proporcionar soluciones integrales de asignación y programación de la producción. Además, resulta destacable que únicamente cinco de las propuestas revisadas abordan tanto el problema de asignación como el de determinación de precios.

Ejemplos de mecanismos que únicamente abordan la asignación entre compradores y vendedores de fabricación aditiva se encuentran en los trabajos de Luo et al., (2020), Yang et al. (2021) y C. Zhang et al. (2022). Los dos primeros trabajos presentan métodos de emparejamiento entre oferta y demanda basados en teoría de grafos, mientras que la última propuesta está basada en redes complejas. Aunque principalmente se centran en el método de asignación, varios trabajos también introdujeron aspectos de programación para proporcionar una solución conjunta de asignación y programación en fabricación aditiva. Esta línea de investigación incluye los trabajos de Zhou et al. (2017, 2018), donde los autores propusieron y extendieron un método de selección de servicios de fabricación aditiva para reducir los tiempos de entrega de pedidos entre demandantes y proveedores; los trabajos de Liu et al. (2019, 2021), que proponen métodos de selección no cooperativa basados en la teoría de juegos para programar tareas de impresión 3D en un entorno dinámico; y los trabajos de Kang et al. (2023) y Gao (2024). Aunque estos dos últimos trabajos presentaron soluciones de asignación de servicios de impresión 3D, Kang et al. (2023) busca maximizar los ingresos netos de la plataforma, mientras que Gao (2024) pretende minimizar el *makespan*.

Alternativamente, en la literatura también aparecen propuestas que enfatizan la optimización conjunta de la asignación y la programación de un conjunto de máquinas de fabricación aditiva. Chen (2019) propuso una plataforma de FeN de impresoras 3D que consideraba la incertidumbre y la terminación temprana en la asignación y programación de tareas. Ma (2020) desarrolló un modelo de optimización que asigna tareas de impresión a una red de impresoras 3D mientras minimiza el impacto ambiental. Más recientemente, en Cui et al. (2022) se desarrolla un prototipo de plataforma de FeN para interconectar impresoras 3D distribuidas en la que se determina la asignación y programación del conjunto de máquinas disponibles a través de una heurística. De forma similar, Wu et al. (2022) propusieron una plataforma de FeN para la programación centralizada de la producción a través de una red de impresoras 3D con seguimiento en tiempo real. En su trabajo, C. Zhang et al. (2022) propusieron un método de emparejamiento de suministro y demanda basado en redes complejas para una plataforma de FeN de fabricación aditiva. Poco después, Zhong et al. (2022) desarrollaron una plataforma de FeN de fabricación aditiva que emplea la compartición de recursos para hacer una asignación eficiente de tareas a máquinas.

Los trabajos revisados incluyen el emparejamiento y la asignación de tareas a recursos en plataformas de fabricación aditiva y, en algunos casos, también integran la programación de esas tareas en los recursos asignados. Cabe destacar que la mayoría de estos trabajos se enmarcan en la arquitectura de FeN. Sin embargo, aunque estas plataformas abordan con éxito el problema de asignación y programación de la producción, las cuestiones relativas a la fijación de precios suelen quedar en un segundo plano (Framinan et al., 2023; Mashhadi & Salinas Monroy, 2020). De hecho, los mecanismos de asignación que emplean estas plataformas suelen centrarse en la obtención de una programación de tareas eficiente en lugar de centrarse en el incremento del bienestar social del mercado. Por tanto, se trata de plataformas más orientadas a la programación de la producción que a la optimización del mercado.

Tan solo algunas propuestas de plataformas electrónicas más orientadas al mercado han aparecido en el campo de la fabricación aditiva. Yang et al. (2021) propusieron un marco para optimizar el emparejamiento entre proveedores y demandantes en una plataforma de servicios de fabricación aditiva. Stein et al. (2020) presentaron un mecanismo de asignación que busca incrementar el bienestar social del mercado en el que se incorpora la determinación de precios. El mecanismo sirve para coordinar una plataforma en la que proveedores de fabricación aditiva con recursos sobrecargados pueden externalizar temporalmente su producción a otros fabricantes con recursos ociosos. Sin embargo, este mecanismo regula un mercado unilateral en el que solo participan proveedores, dentro de un marco de fabricación colaborativa. Bajo este mismo marco colaborativo encontramos la propuesta de Zehetner & Gansterer (2023), que emplea una subasta combinatoria para resolver la asignación de órdenes de fabricación y la fijación de precios. Finalmente, encontramos los casos de Mashhadi & Salinas Monroy (2019, 2020) y Pahwa et al. (2018), en los que también se emplean subastas como mecanismos para resolver tanto la asignación como la fijación de precios, pero en este caso se implementan en un mercado bilateral en el que participan proveedores y demandantes de fabricación aditiva.

A partir de esta revisión observamos que en el diseño de plataformas para la gestión de servicios de fabricación aditiva existe un claro **sesgo hacia la programación de tareas, relegando a un segundo plano las cuestiones de optimización del mercado**. Cabe mencionar que, en el extremo opuesto, encontramos el trabajo de Pahwa & Starly (2019), quienes propusieron un método basado en un sistema en red que únicamente aborda el problema de fijación de precios en una plataforma de servicios de fabricación aditiva mediante técnicas de aprendizaje automático. En cualquier caso, encontramos algunos ejemplos de plataformas que abordan tanto el problema de asignación como el de fijación de precios en un mercado bilateral de servicios de fabricación aditiva. Además, podemos apreciar que esas propuestas emplean mecanismos de subasta para resolver ambos problemas de manera conjunta. Ante estos resultados, parece interesante profundizar en el estudio de esos mecanismos de subasta para analizar sus propiedades y su adaptación a un mercado como el de la fabricación aditiva.

2.2.2. Mecanismos de subasta en mercados de fabricación aditiva

Las subastas son mecanismos de mercado que han demostrado ser muy útiles para abordar problemas de programación descentralizada en los que existen diversos agentes independientes que persiguen sus propios beneficios (Alberto Araúzo et al., 2013; Gao et al., 2022; Wellman et al., 2001). Estos mecanismos ofrecen la oportunidad de combinar la información descentralizada y los incentivos de agentes distribuidos con las ventajas de coordinación de un procesamiento centralizado (McCabe et al., 1991). Además, una subasta bien diseñada ofrece incentivos a los agentes de un sistema distribuido para revelar información veraz de forma indirecta y anonimizada, lo que permite mejorar la eficiencia del mercado al tiempo que se respeta la privacidad y autonomía de los participantes (Parkes & Ungar, 2001). Las características que acabamos de mencionar permiten que una plataforma electrónica respaldada por un mecanismo de subasta pueda resolver la asignación y la fijación de precios de manera que mejore el bienestar social del mercado.

La revisión de la literatura mostrada en la tabla 2 ha permitido identificar cuatro propuestas de plataformas electrónicas que implementan subastas para coordinar el mercado de fabricación aditiva. En su trabajo, Pahwa et al. (2018) presentaron un mecanismo similar a una subasta inversa en el que los compradores enviaban sus pujas por la fabricación de piezas y la plataforma

asignaba estas órdenes de fabricación a proveedores que aceptaran esos precios. En este mecanismo, los proveedores no competían entre ellos, sino que era la plataforma la que internamente resolvía la asignación. De modo similar, Mashhadi & Salinas Monroy (2019) propusieron un mecanismo de subasta que presentaba dos fases: primero, se asignaban a los compradores ciertos recursos de máquinas de fabricación aditiva (que podían emplear para programar sus piezas) según las pujas emitidas por estos; segundo, se asignaban a los fabricantes las órdenes de fabricación resultantes. En su siguiente trabajo, Mashhadi & Salinas Monroy (2020) refinaron la subasta anterior con una red neuronal profunda que permitió incrementar la utilidad generada por la plataforma en los procesos de asignación y fijación de precios. Recientemente, Monroy et al. (2023) han propuesto una arquitectura para facilitar el acceso de demandantes y proveedores al mercado de fabricación aditiva que se basa en los trabajos previos sobre subastas que hemos revisado.

Aunque las propuestas anteriores proporcionan soluciones satisfactorias al problema de asignación y fijación de precios en plataformas de fabricación aditiva, observamos que estos mecanismos no explotan completamente el potencial del mercado descentralizado de fabricación aditiva. Los mecanismos revisados no consideran algunas de las características específicas de la fabricación aditiva más importantes y suelen estar demasiado enfocados en el lado de la demanda, por lo que tienden a centralizar excesivamente el lado de la oferta. Los principales puntos de mejora que hemos identificado son los siguientes:

- i) El lado de la oferta está excesivamente centralizado. En estos mecanismos los compradores son los únicos que envían pujas de manera activa, mientras que los proveedores se limitan a informar sobre los precios mínimos que están dispuestos a aceptar. Este hecho no permite a los proveedores competir en el mercado para maximizar su beneficio.
- ii) No se considera la posibilidad de combinar pedidos de diferentes compradores. Puesto que en fabricación aditiva se pueden fabricar piezas heterogéneas de forma simultánea, la combinación de pedidos permitiría a los proveedores mejorar la utilización de sus recursos y, por ende, aumentar la eficiencia del mercado.
- iii) Se revela información privada de los participantes. Para lograr una asignación eficiente, el diseño de las subastas anteriores requiere a los compradores revelar sus precios de reserva y a los proveedores revelar sus costes de producción.

Una ventaja importante de las subastas es que presentan diversas variantes que permiten abordar diferentes configuraciones de mercado. Así, la combinación de esas variantes posibilita el diseño de subastas adaptadas a un contexto de mercado específico. En este caso, un diseño de **subasta iterativa en el que tanto demandantes como proveedores pudieran pujar por combinaciones de ítems** permitiría abordar las tres oportunidades mencionadas. Además, un diseño de este tipo permitiría aprovechar las propiedades de las subastas para explotar las nuevas características que introduce la fabricación aditiva.

Las subastas que permiten realizar pujas por combinaciones de ítems se conocen generalmente como **subastas combinatorias** (Cramton et al., 2006). Esta variante es especialmente interesante para el contexto de la fabricación aditiva. Como hemos visto previamente, una de las principales novedades que introduce la fabricación aditiva es la capacidad de fabricar piezas heterogéneas simultáneamente. De este modo, los fabricantes pueden optimizar el uso de sus recursos productivos mediante la optimización de la superficie de fabricación de sus máquinas (de Antón

et al., 2020; Ying et al., 2022; Zipfel et al., 2023). Esto hace que los proveedores puedan obtener mayores beneficios si combinan pedidos de distintos compradores que si solamente aceptan pedidos individuales (de Antón et al., 2023; Oh et al., 2020). En este escenario, recibir combinaciones de pedidos resulta ventajoso para los proveedores de fabricación aditiva y permite incrementar la eficiencia. Este contexto de mercado requiere un mecanismo de subasta combinatoria para favorecer que los fabricantes puedan pujar directamente por las combinaciones de pedidos que más les interesen.

El único trabajo que propone una subasta combinatoria para coordinar un mercado de fabricación aditiva es el reciente artículo de Zehetner & Gansterer (2023). Sin embargo, como hemos visto en la sección anterior, se emplea en un contexto de mercado unilateral en el que solamente participan fabricantes bajo un marco de producción cooperativa. En cambio, nosotros queremos abordar el caso de un mercado bilateral en el que participen tanto proveedores de fabricación aditiva como demandantes de estos servicios.

Tras revisar las propuestas de plataformas centralizadas para un mercado de fabricación aditiva y de destacar los principales puntos de mejora de sus mecanismos de mercado, se presenta una gran oportunidad para la **exploración del diseño de un mecanismo de subasta que considere completamente las características específicas de la fabricación aditiva**. Por ello, en el capítulo 3 revisamos la teoría sobre subastas, con especial atención a las subastas combinatorias; en el capítulo 4 analizamos el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva y en el capítulo 5 **presentamos una propuesta de subasta que se adapta a las características del mercado de fabricación aditiva al tiempo que explota las ventajas de emplear subastas combinatorias** para resolver los problemas de asignación y fijación de precios.

**CAPÍTULO 3:
METODOLOGÍA: SUBASTAS
COMBINATORIAS**

3. Metodología: subastas combinatorias

3.1. Introducción a las subastas

Una subasta se define como “una institución de mercado con un conjunto explícito de reglas que determinan la asignación de recursos y fijan los precios correspondientes según las pujas que reciban de los participantes del mercado” (McAfee et al., 1987). Las subastas se consideran un mecanismo eficiente y justo puesto que proporcionan igualdad de oportunidades al comprador y al vendedor. Aunque se empezaron utilizando únicamente para la venta de artículos exclusivos (p. ej. antigüedades y obras de arte), desde la introducción del diseño de mecanismos de asignación, las subastas han ganado una notable influencia en el campo de la investigación operativa (Baranwal et al., 2018).

La pregunta que plantea una subasta es la siguiente: ¿quién debe recibir los bienes o servicios subastados y a qué precios? Por lo tanto, la tarea de las subastas consiste en resolver dos problemas: la asignación de recursos y la fijación de precios.

Toda subasta está compuesta de tres entidades: vendedor, comprador y subastador. El vendedor es quien posee el bien o quien ofrece el servicio que se va a subastar y a cambio desea recibir una retribución económica. El comprador es quien desea adquirir el bien o el servicio subastado y a cambio ofrece una suma de dinero. El subastador es un agente que actúa como intermediario y que se encarga de organizar la subasta y de resolver la asignación final y el precio asociado a la transacción. En la teoría de subastas, se suele utilizar el término “ítem” para hacer referencia al bien o servicio que será subastado.

Existe una gran variedad de aspectos según los cuales se pueden clasificar las subastas. Además, estas clasificaciones se han ido ampliando a medida que han ido apareciendo mecanismos de subasta más complejos. A continuación, presentamos una tabla con algunos de los aspectos más habituales a la hora de categorizar una subasta (ver tabla 3). Para una clasificación más exhaustiva de los distintos tipos de subasta, se refiere al lector a los trabajos de Wurman et al. (2001) y Krishna (2009).

Tabla 3: criterios para la categorización de subastas. Adaptado de Anandalingam et al. (2005).

| Número y rol de los participantes | Número de ítems | Tipo de ítems | Tipo de proceso de subasta | Comunicación de las pujas | Sistema de subasta |
|-----------------------------------|---|----------------|----------------------------|---------------------------|--------------------|
| • Directa | • Un ítem | • Divisibles | • Una ronda | • Abierta | • Secuencial |
| • Inversa | • Varios ítems | • Indivisibles | • Progresiva | • Cerrada | • Paralela |
| • Doble | - Homogéneos - Heterogéneos ○ Una unidad ○ Varias unidades | | - Iterativa - Continua | | • Combinatoria |

Podemos distinguir cuatro bloques de clasificación según los criterios indicados en la tabla 3: participantes, ítems, estructura y organización de la subasta. El primero afecta al rol y número de participantes; el segundo incluye las categorías de número y tipo de ítems; el tercero engloba

el tipo de proceso y la revelación de información en la subasta; el cuarto afecta al sistema de subasta.

Tres tipos de subasta pueden identificarse de acuerdo con el número de participantes y con el rol que estos desempeñan. Así, distinguimos entre subastas de un lado, en caso de que en uno de los dos lados del mercado solamente haya un participante, y subastas dobles, en caso de que ambos lados del mercado cuenten con varios participantes. A su vez, una subasta de un lado podrá ser directa o inversa. Detallamos estos tres tipos a continuación:

- En una subasta tradicional o directa existe un único vendedor que quiere vender uno o varios ítems y un conjunto de compradores que compiten por obtenerlos, para lo que envían “pujas de compra” indicando cuánto están dispuestos a pagar por los ítems. Cada comprador tiene un precio de reserva, que es el precio máximo que está dispuesto a pagar por un ítem. Si asumimos que el comprador actúa de forma racional, este enviará una puja inferior o igual al precio de reserva. En esta subasta, los compradores son los postores y el vendedor está representado por el subastador. El criterio de optimización habitual en las subastas directas es la maximización del beneficio del subastador (*i. e.* el vendedor), por lo que los ítems se asignarán a los compradores que ofrezcan más por ellos.
- En una subasta inversa existe un único comprador que desea adquirir uno o varios ítems y un conjunto de vendedores que compiten por conseguir que se les asigne a ellos el suministro de esos ítems. Para ello, los vendedores envían “pujas de oferta” (o de venta) indicando cuánto dinero quieren recibir por suministrar los ítems. Cada vendedor tiene un coste de producción, que es el precio mínimo que está dispuesto a aceptar por el suministro de un ítem. Si asumimos que el vendedor actúa de forma racional, este enviará una puja solicitando un pago superior o igual al coste de producción. En esta subasta, los vendedores son los postores y el comprador está representado por el subastador. El criterio de optimización habitual en las subastas inversas es la minimización del coste de adquirir todo el conjunto de ítems, es decir, que el subastador (*i. e.* el comprador) reciba todos los bienes al menor coste posible, por lo que los ítems se asignarán a los vendedores que pidan menos por ellos.
- En una subasta doble existen varios compradores y varios vendedores que interactúan para conseguir intercambiar ítems de manera provechosa para ellos. Los compradores envían “pujas de compra” ofreciendo dinero por la adquisición de ítems, mientras que los vendedores envían “pujas de oferta” pidiendo dinero por el suministro de ítems. En este caso, el subastador es una entidad independiente que se encarga de coordinar la subasta y de resolver la asignación. Para encontrar una solución factible, el subastador debe encontrar una asignación para cada ítem en la que el precio que ofrece el comprador seleccionado sea mayor que el precio que pide el vendedor seleccionado. Los criterios de optimización más habituales en una subasta doble son la maximización del beneficio del subastador o la maximización del bienestar social.

Por otro lado, según el número de ítems presentes en la subasta podemos distinguir entre subastas de un solo ítem y subastas de varios ítems. En el segundo caso, observamos que esos ítems pueden ser homogéneos o heterogéneos. En caso de que sean heterogéneos, puede suceder que exista una sola unidad de cada uno de los diversos ítems en subasta o que haya varias unidades de cada ítem. Además, el diseño de la subasta diferirá en el caso de que los ítems sean divisibles o indivisibles.

En cuanto a la estructura de la subasta, encontramos dos tipos de procesos principales: subastas de una ronda, en las que la asignación se determina una única vez con las pujas recibidas, y subastas progresivas, si se hacen asignaciones temporales y se permite que los postores actualicen sus pujas. En este último caso, distinguimos entre subastas iterativas o multironda, si existen periodos predefinidos para enviar las pujas y para resolver la asignación, y subastas continuas, si la asignación se puede hacer en cualquier instante de tiempo (p. ej. después de recibir una nueva puja). En el caso de las subastas progresivas, el sistema de revelación de información afecta notablemente a la dinámica de la subasta. La subasta será cerrada si no se revela ningún tipo de información a los participantes y será abierta si los participantes van recibiendo algún tipo de señal o indicación acerca del estado de la subasta.

En el caso de una subasta con varios ítems, se suele diferenciar entre tres sistemas: subastas secuenciales, subastas paralelas y subastas combinatorias. En las primeras, los ítems son subastados de uno en uno en una determinada secuencia. En las segundas, los ítems se subastan simultáneamente en subastas paralelas y los postores deben enviar pujas independientes por cada uno de los ítems en los que están interesados. Estos dos sistemas presentan una importante limitación en los casos donde un postor tiene preferencia por una determinada combinación de ítems. En ese caso, en una subasta secuencial será difícil para el postor estimar su puja por un ítem determinado, ya que su interés por ese ítem dependerá de los ítems que pueda conseguir en las subastas futuras. Algo similar ocurre en una subasta paralela; el interés del postor en un ítem dependerá de los otros ítems que quiera conseguir y que se estarán subastando en ese mismo momento en otras subastas. Esta situación provoca que los postores tengan muchas dificultades para estimar sus pujas y, además, conduce a asignaciones ineficientes en las que un postor puede terminar consiguiendo solamente una parte de la combinación de ítems en la que estaba interesado. El tercer sistema, la subasta combinatoria, aparece para resolver esta limitación. En una subasta combinatoria, los postores pueden enviar directamente pujas por las combinaciones de los ítems en los que están interesados.

Las dimensiones que hemos presentado en esta sección proporcionan una matriz de posibilidades que deberán considerarse para el diseño de una subasta según el contexto de mercado en el que se vaya a implementar. Por su importancia para resolver problemas de asignación y fijación de precios en mercados electrónicos, en el resto de las secciones de este capítulo profundizaremos en el estudio de las subastas combinatorias y de algunas de sus principales variantes.

3.2. Subastas combinatorias

Las subastas combinatorias son aquellas subastas en las que los postores pueden realizar pujas por combinaciones de ítems, llamadas lotes o paquetes de ítems, además de por ítems individuales (Cramton et al., 2006). La posibilidad de pujar por combinaciones de ítems resulta muy interesante en contextos donde los ítems están interrelacionados desde el punto de vista de los participantes en la subasta. La interrelación entre los ítems implica que el valor que un postor le da a un ítem determinado depende de si ese postor ha conseguido adquirir otros ítems. En función del tipo de interrelación existente, se considera que los ítems pueden presentar complementariedad o sustituibilidad para los postores.

En una subasta, se observa complementariedad entre ítems cuando un conjunto de ítems tiene mayor valor para el postor que la suma de los valores por esos ítems individuales (Pekeč &

Rothkopf, 2003; Porter et al., 2003). Por el contrario, los ítems se consideran sustitutivos si el valor total de la combinación es inferior a la suma de los valores individuales de los ítems. Así pues, si consideramos que A y B son dos ítems y que $v(\cdot)$ denota el valor que esos ítems tienen para el postor (supongamos que es un comprador y que los ítems se están vendiendo), los ítems serán complementarios si $v(\{A, B\}) > v(\{A\}) + v(\{B\})$, y serán sustitutivos si $v(\{A, B\}) < v(\{A\}) + v(\{B\})$.

Cuando los ítems son complementarios, los postores que participen tanto en subastas estándar paralelas como en subastas estándar secuenciales corren el riesgo de ganar solamente un subconjunto del conjunto total de ítems complementarios en los que están interesados y, además, terminar pagando por ese subconjunto un precio superior al valor que tiene para ellos. Este fenómeno, que se conoce como riesgo o problema de exposición (de Vries & Vohra, 2003; Rothkopf et al., 1998), es todavía más acusado cuando los postores solamente desean adquirir todo el conjunto de ítems y, en caso contrario, prefieren no adquirir ninguno. Una subasta combinatoria bien diseñada permite evitar el problema de exposición (Narahari & Dayama, 2005).

Además de prevenir el problema de exposición, una de las principales ventajas de las subastas combinatorias es que permiten a los postores expresar mejor sus preferencias. Generalmente, esto favorece que los ítems se asignen a los postores que los valoran más, lo que, a su vez, conduce a resultados más eficientes económicamente y a mayores ingresos de la subasta (Cramton et al., 2006). En este sentido, las subastas combinatorias mejoran la capacidad de asignar múltiples recursos de manera eficiente en contextos económicos complejos mientras mantienen los riesgos bajos para los participantes (Andersson et al., 2000; Porter et al., 2003).

Las subastas combinatorias se han utilizado desde hace décadas para resolver asignaciones de bienes y servicios de manera eficiente en una gran variedad de campos. Por ejemplo, se han empleado para el transporte por carretera (Acocella & Caplice, 2023; Caplice & Sheffi, 2006), para el aprovisionamiento industrial (Bichler et al., 2006), para la asignación de slots aeroportuarios (Rassenti et al., 1982) y ferroviarios (Borndörfer 2006), para la asignación de espectro de radioeléctrico (McMillan, 1994), para la asignación de recursos de computación en la nube (Kumar et al., 2019; Q. Li et al., 2023) o para la programación de tareas en máquinas (Alberto Araúzo et al., 2013; Y. Liu et al., 2022). En el trabajo de Palacios-Huerta et al. (2024) se puede encontrar una revisión de los mecanismos de subasta combinatoria que se han implementado en la práctica a lo largo del tiempo.

Sin embargo, las subastas combinatorias también presentan una serie de desafíos. Debido a la posibilidad de realizar pujas por combinaciones de ítems, este tipo de subastas debe afrontar problemas de optimización complejos que suponen un reto a nivel computacional. Los dos principales problemas que debe abordar una subasta combinatoria son el problema de expresión de las pujas y el problema de determinación del ganador. Ambos problemas están relacionados y condicionan la resolución del otro.

En primer lugar, nos encontramos con la cuestión de determinar cuál debe ser la manera en la que los postores expresen sus preferencias a través de las pujas que envían. Para ello, existen distintos lenguajes de puja que varían en expresividad y en simplicidad. En principio, en una subasta combinatoria los postores pueden enviar pujas por cualquier combinación del conjunto de ítems a subastar. La forma más directa de expresar sus preferencias es enviar una puja indicando el precio ofertado por cada posible combinación de ítems en el conjunto. Sin embargo,

esto conduce a un tamaño de puja exponencial con respecto al número de ítems. Sea una subasta con n postores y m ítems, supondría que cada postor enviase una puja de tamaño n^m . Por tanto, el lenguaje de puja debe permitir expresar de manera simple cualquier combinación deseada, pero procurando que sea sencillo operar con esas pujas. Estas dos condiciones son conflictivas entre sí, por lo que debe buscarse una solución de equilibrio.

Los aspectos más relevantes de los distintos lenguajes de puja que pueden emplearse en subastas combinatorias se han revisado en profundidad en los trabajos de Bichler et al. (2014, 2023), Boutilier & Hoos (2001) y Nisan (2006). A continuación, presentamos los tres tipos de lenguaje de puja más comunes en la literatura sobre subastas, aunque existen numerosas variantes que han surgido mediante la combinación de estos tres tipos.

- Pujas atómicas: el postor envía una única puja de la forma (S, p) , donde S representa el subconjunto de ítems deseado y p el precio ofrecido por esa combinación. Así, para un subconjunto T tal que $S \subseteq T$, $v(T) = p$ o $v(T) = 0$. Es decir, el postor solamente quiere adquirir la combinación de ítems S al precio p y, en caso contrario, no quiere adquirir ninguna otra combinación.
- Pujas OR: cada postor puede enviar un número arbitrario de pujas atómicas, *i. e.* una colección de pujas (S_i, p_i) , donde cada S_i es un subconjunto de ítems y p_i es el precio máximo que está dispuesto a pagar por ese subconjunto. En este caso, se asume que el postor desea adquirir cualquier número de estas pujas atómicas por un precio igual a la suma de sus respectivos precios. Las pujas OR se emplean para representar el conjunto de pujas que no presentan sustituibilidad.
- Pujas XOR: al igual que en el caso anterior, cada postor puede enviar un número arbitrario de pujas atómicas (S_i, p_i) . Sin embargo, en este caso se asume que el postor solamente desea adquirir una de las pujas en la colección.

Una vez que se ha determinado el lenguaje de puja, el problema reside en decidir cómo resolver la asignación dado un conjunto de pujas determinado. Este problema, que se conoce como el problema de determinación del ganador, es el principal desafío de las subastas combinatorias y ha motivado numerosos estudios desde la aparición de este tipo de mecanismos. Dedicamos la siguiente sección a introducir este problema y a revisar sus características.

El lector puede encontrar revisiones teóricas que abordan las subastas combinatorias de manera específica en los trabajos de Abrache et al. (2007), Cramton et al. (2006), De Vries & Vohra (2003), Narahari & Dayama (2005), Pekeč & Rothkopf (2003) y Rothkopf et al. (1998), y, de manera más general, en Anandalingam et al. (2005), Kalagnanam & Parkes (2004) y Müller (2001). Contribuciones más recientes son los libros de Baranwal et al. (2018) y de Niyato et al. (2020) sobre la aplicación de subastas combinatorias a mercados de computación en la nube y a redes de computación modernas.

3.3. Problema de determinación del ganador

La cuestión principal que deben abordar las subastas combinatorias es cómo determinar la asignación de los ítems a los postores a partir del conjunto de pujas emitido. Este problema se conoce como el **problema de determinación del ganador (PDG)** —*Winner Determination Problem (WDP)* en inglés— y ha recibido una gran atención en el estudio de las subastas combinatorias (Cramton et al., 2006). Generalmente, el PDG se plantea de la siguiente manera:

dado un conjunto de pujas en una subasta combinatoria, el subastador debe determinar la asignación de ítems a los postores de tal manera que se maximice su propio beneficio. El beneficio del subastador se maximizará eligiendo una asignación que, a su vez, maximice la suma de las valoraciones de los postores para el subconjunto de artículos que reciben.

Veamos un ejemplo para comprender mejor el funcionamiento de una subasta combinatoria. Consideremos el caso de una subasta directa de una sola ronda en la que se van a subastar nueve ítems (ver parte superior de la figura 5) y donde se permite pujar por lotes de ítems. Supongamos que se reciben 7 pujas por 7 ítems individuales (figura 5-a); una puja por una combinación de 7 ítems (figura 5-b), una puja por una combinación de 4 ítems (i5, i6, i8, i9, figura 5-c) y una puja por una combinación de otros 4 ítems (i1, i2, i4, i5, figura 5-d). El valor de las pujas (tanto individuales como por lotes) se muestran, también, en la figura 5 (a-d).

| | | |
|----|----|----|
| i1 | i4 | i7 |
| i2 | i5 | i8 |
| i3 | i6 | i9 |

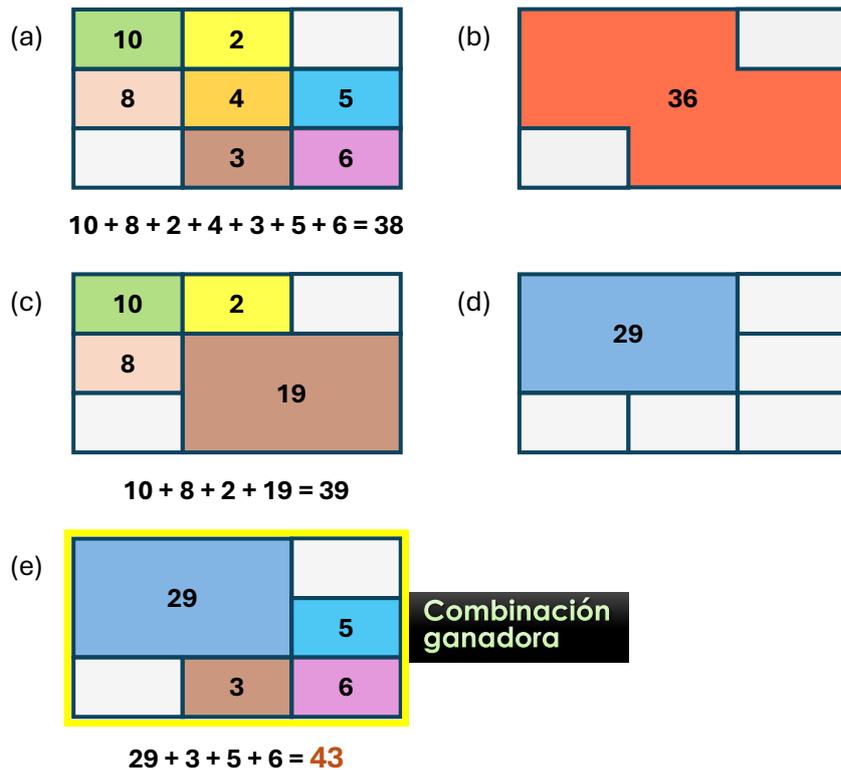


Figura 5: ejemplo de combinaciones de pujas en una subasta combinatoria.

Una vez que las pujas tanto por ítems individuales como por lotes de ítems han sido emitidas, el subastador debe buscar la combinación de pujas que maximice el ingreso total. En este caso, no se ha emitido ninguna puja por los ítems 3 y 7. Así, una asignación que contemplase un conjunto de pujas individuales por los otros siete ítems (asignación (a)) reportaría un ingreso total de 38, mientras que una puja por el lote de esos siete ítems (asignación (b)) reportaría un ingreso de 36. Por lo tanto, la mejor opción hasta el momento sería la asignación (a). Sin embargo, otra

opción sería considerar la combinación de las pujas individuales por los ítems 1, 2 y 4, junto con la puja por el lote {5, 6, 8, 9} (asignación (c)), que reportaría un ingreso de 39. Esta asignación pasaría a ser la mejor encontrada hasta el momento. No obstante, vemos que una combinación de pujas todavía mejor sería la de los ítems individuales 6, 8 y 9, junto con el lote {1, 2, 4, 5} (asignación (e)), ya que reportaría un ingreso total de 43. En este caso, la asignación (e) sería la ganadora de la subasta.

El problema de decidir qué postores ganan los ítems que se subastan no es difícil en el caso de subastas no combinatorias. Su resolución supondría una complejidad temporal de $O(nm)$, siendo n el número de postores y m el número de ítems. Sin embargo, este problema es mucho más complejo en el caso de las subastas combinatorias. A pesar de la aparente simplicidad del caso de ejemplo, en el que solamente se subastan 9 ítems, surge un problema combinatorio cuya solución no es trivial incluso para casos sencillos. Aunque en el ejemplo solamente hemos considerado 10 pujas distintas, potencialmente podría haber $2^n - 1 = 2^9 - 1 = 511$ pujas posibles. Por lo tanto, en el caso más general de subasta combinatoria directa, el subastador podría recibir hasta $2^n - 1$ combinaciones diferentes de ítems (Rothkopf et al., 1998), por lo que el problema de determinar la combinación ganadora tendría una complejidad de orden exponencial $O(2^n)$.

La formulación más natural del PDG se realiza a través de la programación entera. No obstante, la formulación precisa del PDG depende de los objetivos del subastador y, además, esta difiere para distintas variantes de subasta combinatoria. Así, la formulación debe adaptarse en función de si se trata de una subasta directa, inversa o doble; de si los ítems son unitarios o múltiples y de si los ítems son divisibles o indivisibles (Abrache et al., 2007; Cramton et al., 2006).

En cualquier caso, el PDG se define formalmente como un problema de optimización combinatoria. En los siguientes apartados presentamos la formulación básica para los casos de subasta combinatoria directa, inversa y doble, considerando en todos ellos ítems heterogéneos e indivisibles. Para el primer caso empleamos la formulación descrita en Rothkopf et al. (1998), pero adaptada a la nomenclatura introducida en Abrache et al. (2007); para los otros dos casos empleamos las formulaciones descritas en Abrache et al. (2007).

Comenzamos con la formulación básica del PDG para una subasta combinatoria directa. Consideremos que un vendedor tiene un conjunto G de m ítems indivisibles y unitarios que quiere vender a n compradores potenciales. Una puja hecha por el comprador j , $1 \leq j \leq n$ se define como una tupla $(S, p_{j,S})$ donde $S \subseteq G$ y $p_{j,S}$ es la cantidad de dinero que el comprador j está dispuesto a pagar por el lote S . Definamos $x_{j,S} = 1$ si S se asigna al comprador j , y 0 en caso contrario. El problema de determinación del ganador se puede formular como el siguiente modelo (M1):

$$\max \sum_{1 \leq j \leq n} \sum_{S \subseteq G} p_{j,S} x_{j,S} \quad (1)$$

$$s. t. \sum_{1 \leq j \leq n} \sum_{S \subseteq G} \delta_{i,S} x_{j,S} \leq 1, \forall i \in G \quad (2)$$

$$\sum_{S \subseteq G} x_{j,S} \leq 1, \forall j, 1 \leq j \leq n \quad (3)$$

$$x_{j,S} \in \{0,1\}, \forall S \subseteq G, \forall j, 1 \leq j \leq n$$

donde $\delta_{i,S} = 1$ si $i \in S$, y 0 en caso contrario. La primera restricción (2) impide que un mismo ítem pueda ser asignado a varios compradores, mientras que la segunda restricción (3) asegura que ningún comprador recibe más de un lote. El objetivo es maximizar los ingresos del vendedor dadas las ofertas realizadas por los compradores. Según esta formulación, este problema es una variante del *Set Packing Problem*, que está clasificado como un problema *NP-Hard* (De Vries & Vohra, 2003; Garey & Johnson, 1990; Karp, 1972). Esto quiere decir que no existe ningún algoritmo capaz de encontrar la solución exacta a este problema en tiempo polinómico.

A continuación, presentamos la formulación básica del PDG para una subasta combinatoria inversa. En este tipo de subasta, un comprador necesita obtener un conjunto G de ítems, que serán suministrados por un conjunto de potenciales vendedores. Se define una puja b enviada por un vendedor como $b = (S_b, p_b)$, donde S_b es un subconjunto de ítems y p_b es la cantidad de dinero que el vendedor quiere recibir por el suministro de S_b . Consideremos el conjunto B de todas las pujas y definamos las variables binarias de decisión $x_b = 1$ si la puja b gana, y 0 en caso contrario. El problema de determinación del ganador consiste en encontrar la combinación más barata de pujas que proporciona todos los ítems en G y se puede formular como el siguiente modelo (M2):

$$\max \sum_{b \in B} p_b x_b \quad (4)$$

$$s. t. \sum_{b \in B} \delta_{i,S_b} x_b \geq 1, \forall i \in G \quad (5)$$

$$x_b \in \{0,1\}, \forall b \in B$$

donde $\delta_{i,S_b} = 1$ si $i \in S_b$, y 0 en caso contrario. Este modelo corresponde con la formulación de un *Set Covering Problem* (Abrache et al., 2007), que también es *NP-Hard*. Es importante destacar que el modelo lleva implícita la hipótesis de *free disposal*, esto es, que el comprador permite que se suministre más de una unidad de cada ítem (por eso la restricción (5) tiene una desigualdad).

En el caso de una subasta combinatoria doble, nos encontramos con un mercado en el que participan numerosos compradores y vendedores. Un participante en este tipo de subastas podrá enviar una puja $b = (\{q_{b,i}\}_{i \in G}, p_b)$ donde $q_{b,i}$ indica la cantidad del ítem i ($q_{b,i} > 0$ en caso de que sea una puja de compra y $q_{b,i} < 0$ en caso de que sea una puja de venta), y p_b indica el precio que el participante está dispuesto a pagar ($p_b > 0$) o que quiere recibir ($p_b < 0$). Si las pujas son indivisibles, *i. e.* se asigna el lote completo $\{q_{b,i}\}_{i \in G}$ o no se asigna nada a ese postor, denotamos por B al conjunto de todas las pujas y definimos $x_b = 1$ si la puja b gana, y 0 en caso contrario. El problema de determinación del ganador se puede formular como el siguiente modelo (M3):

$$\max \sum_{b \in B} p_b x_b \quad (6)$$

$$s. t. \sum_{b \in B} q_{b,i} x_b \leq 0, \forall i \in G \quad (7)$$

$$x_b \in \{0,1\}, \forall b \in B$$

Este modelo maximiza el excedente total del mercado bajo la restricción de que las ventas deben cubrir las compras. Así, para que una asignación sea factible de acuerdo con la restricción (7) del modelo, el número de unidades suministradas de cada ítem debe ser mayor o igual que el número de unidades adquiridas. Al igual que en el modelo M2, en este caso también va implícita la hipótesis de *free disposal*.

Pese a que en esta sección hemos planteado la formulación básica del PDG para distintas configuraciones de subasta combinatoria, existen también otros objetivos que suelen emplearse a la hora de definir este problema y que no buscan la maximización del beneficio del subastador. Estos objetivos suelen estar condicionados por el tipo de subasta combinatoria empleada (*i. e.* directa, inversa o doble). Por ejemplo, para el caso de una subasta combinatoria directa, es posible encontrar formulaciones del PDG que priorizan la maximización del número de ítems asignados o del número de postores que ganan sus pujas frente al beneficio obtenido por el subastador. El objetivo fijado para el PDG depende, por tanto, del objetivo que persiga el diseñador de la subasta.

Además, en muchas ocasiones, los mercados reales en los que se aplican las subastas combinatorias requieren el tratamiento de una serie de aspectos adicionales. Así, en estos mercados, los participantes no limitan la expresión de sus pujas a definir la combinación de ítems que les interesa y el precio ofertado, sino que también incluyen otros atributos como la calidad del servicio, el tiempo de entrega, los requisitos de la tecnología, etc. (Parkes & Kalagnanam, 2005). La forma más habitual de incluir estas consideraciones en la formulación del PDG es a través de la adición de restricciones laterales a la formulación básica del problema.

El PDG es, con diferencia, el tema más estudiado en subastas combinatorias. Los algoritmos propuestos para resolverlo se suelen clasificar en dos clases: algoritmos exactos (p. ej. Andersson et al., (2000), Gujar & Narahari (2013) o Sandholm (2002)) y algoritmos aproximados (p. ej. Buer & Kopfer (2014), Colini-Baldeschi et al. (2020), Hsieh (2010) o Mu'alem & Nisan (2008)). La investigación inicial de métodos ingenuos para la aproximación sencilla del PDG dio paso al desarrollo de algoritmos más sofisticados que empleaban combinaciones de métodos heurísticos. El uso de pruebas experimentales ha permitido caracterizar la complejidad de estos algoritmos aproximados.

3.4. Subastas combinatorias iterativas

Las subastas combinatorias iterativas aparecen para dar solución a algunas limitaciones y problemas que presentaban las subastas combinatorias de una sola ronda. Como hemos introducido en la sección 3.2, uno de los dos principales problemas que enfrentan las subastas combinatorias es la determinación de las preferencias de los postores y su comunicación al subastador a través de las pujas. En esa sección, observamos que el problema de comunicación se podía abordar de manera eficaz a través de un lenguaje de puja apropiado. Sin embargo, el problema de determinar el valor que tiene un determinado lote de ítems para un postor no es sencillo en una subasta de una ronda en la que los postores no reciben ninguna información por parte del subastador.

Las subastas combinatorias iterativas están diseñadas para abordar el problema de determinar las preferencias de forma eficiente. En este sentido, la principal motivación para emplear un

proceso iterativo en una subasta reside en la facilidad que se le proporciona a los postores para que puedan expresar mejor sus preferencias, gracias a la revelación de información sobre el estado de la subasta al final de cada ronda (Abrache et al., 2007; Parkes, 2006). Esta información permite que los postores se centren solamente en determinar qué opciones les resultan más interesantes en lugar de tener que expresar sus preferencias sobre todas las posibles combinaciones de ítems del mercado, algo necesario en las subastas cerradas de una sola ronda para poder lograr un resultado eficiente (De Vries & Vohra, 2003; Parkes, 2006).

La idea de una subasta combinatoria iterativa es la siguiente (ver figura 6). En cada ronda de la subasta, los participantes emiten pujas por lotes de ítems. No es necesario que estas pujas representen completamente los deseos finales de los postores; en principio, ni siquiera es necesario que la información sea veraz. Dadas estas pujas, el subastador emplea un proceso de resolución del mercado (*i. e.* resuelve el PDG) para obtener una asignación provisional. A partir de esta asignación, el subastador envía algún tipo de información (señales) a los participantes para que estos puedan revisar sus pujas en función de las nuevas condiciones del mercado. Por lo tanto, los participantes podrán modificar sus pujas en rondas futuras a partir de esas señales según sus propias estrategias de puja. Este proceso continúa hasta que se alcanza el criterio de parada establecido por el subastador, momento en el cual la última asignación provisional se convierte en la asignación final y el subastador informa a los participantes del cierre de la subasta.

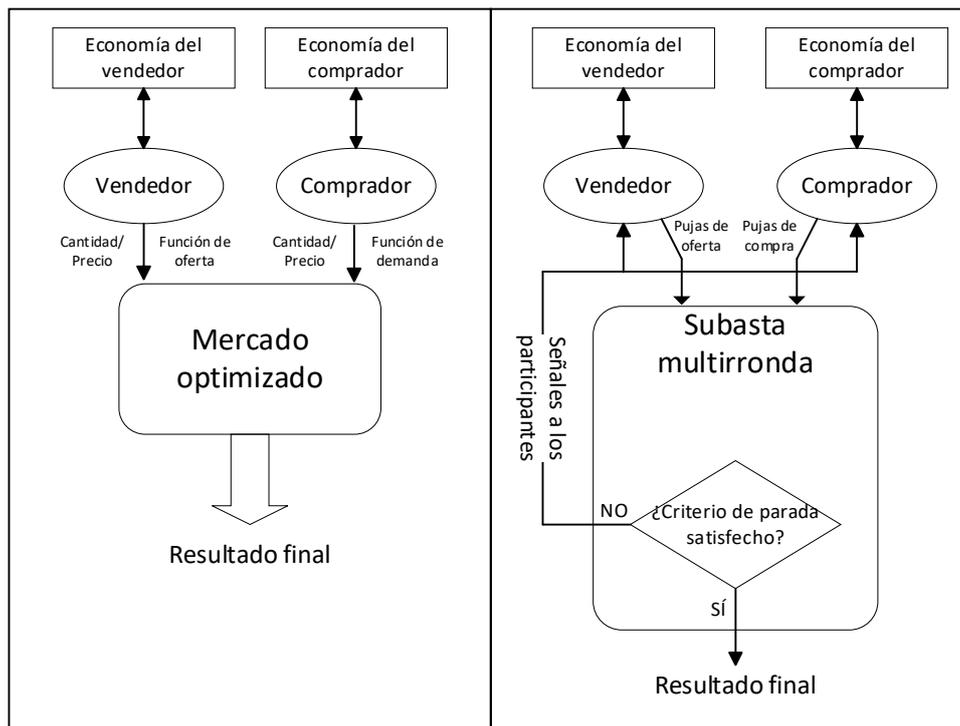


Figura 6: subasta de una ronda frente a subasta multironda. Adaptado de Abrache et al. (2008).

El proceso iterativo permite resolver también otros conflictos que plantean las subastas combinatorias, como los relacionados con la **complejidad computacional** o la **privacidad**. Las subastas combinatorias iterativas permiten distribuir la computación de la subasta entre los postores mediante la participación interactiva de estos en la dinámica de la subasta (Parkes, 2006). Por otro lado, en las subastas de una sola ronda, los postores deben revelar al subastador información privada sobre sus valoraciones de los ítems para que este pueda realizar una

asignación eficiente; sin embargo, esto suele generar reticencia entre los participantes (Abrache et al., 2007). En cambio, las subastas combinatorias iterativas logran resultados eficientes permitiendo que los postores solamente revelen información parcial sobre sus valoraciones y, además, de manera indirecta (Parkes, 2006). Asimismo, este tipo de subastas son apropiadas para entornos dinámicos puesto que permiten que los postores vayan readaptando sus estrategias a medida que se producen cambios en las condiciones del entorno.

Existen fundamentalmente dos tipos de subastas combinatorias iterativas: las de fijación de precios y las de fijación de cantidad, aunque también podemos encontrar hibridaciones de ambas (De Vries & Vohra, 2003). La diferencia entre estos dos tipos radica en la forma en la que los postores expresan sus preferencias al subastador. En las subastas de fijación de precios el subastador fija los precios de los ítems y los postores indican al subastador los lotes de ítems que desean adquirir a los precios actuales. A partir de la demanda recibida por cada ítem, el subastador va ajustando los precios en cada ronda. En el segundo tipo, los postores envían pujas en cada ronda indicando los precios a los que desean adquirir los lotes de ítems. El subastador hace una asignación provisional al final de cada ronda en función de los precios recibidos. Los postores actualizan sus precios de cara a la siguiente ronda y así continúa la subasta a lo largo de sucesivas rondas. Las subastas iterativas de fijación de cantidad son las más habituales en la práctica. Estas subastas suelen ir equipadas con reglas para asegurar el progreso rápido de la subasta y para fomentar la competitividad.

Un objetivo fundamental del diseñador de una subasta iterativa es conseguir que la subasta avance progresivamente hasta converger en una asignación y unos precios próximos a los que podrían obtenerse empleando un mecanismo centralizado ideal. Para ello, el diseñador tratará de establecer unas reglas que favorezcan la progresión adecuada de la subasta (Abrache et al., 2007; Milgrom, 2000; Parkes, 2006). Podemos clasificar estas reglas de subasta en tres grupos:

- Reglas de admisibilidad: estas reglas determinan la forma en la que los postores pueden actualizar sus pujas a medida que avanza la subasta. Se implementan, principalmente, como restricciones sobre la composición de las pujas (p. ej. que un postor solo pueda pujar por lotes cada vez mayores) o sobre el precio emitido (p. ej. que los postores estén obligados a incrementar los precios de cada lote).
- Reglas de actividad: estas reglas tienen dos funciones. Primero, fomentan que los postores participen activamente en la subasta, lo que permite incrementar el ritmo al que esta avanza. Segundo, facilitan que aumente la información disponible para los postores a medida que avanza la subasta. El objetivo último de estas reglas es dinamizar el mercado y prevenir que los postores esperen a las últimas rondas para revelar sus preferencias reales. La principal regla de actividad que se fija en las subastas iterativas es la política de revelación de información que se va a implementar. Al final de cada ronda, el subastador revela a los postores información acerca del estado de las pujas enviadas y de la asignación provisional de la subasta. El diseñador decidirá si esta revelación de información es pública y transparente para todos los participantes, o si se envían mensajes individualizados con información limitada a cada uno. Las políticas de revelación de información buscan un equilibrio entre proporcionar soporte a los postores para guiar sus pujas y minimizar las posibilidades de colusión por parte de estos.
- Reglas de parada: estas reglas especifican los criterios que, una vez cumplidos, harán que finalice la subasta. Algunas opciones frecuentes son el establecimiento de un número fijo de

rondas, el establecimiento de un tiempo de subasta máximo, o el transcurso de un periodo de tiempo o de un número de rondas sin actividad. Generalmente, la condición de parada de una subasta suele diseñarse a partir de una combinación de estos criterios.

Desde sus primeros estudios, las subastas combinatorias iterativas han ofrecido un mecanismo bastante recurrente para abordar problemas de asignación y fijación de precios en diversos mercados, especialmente en aplicaciones de comercio electrónico (Narahari & Dayama, 2005). El lector puede encontrar estudios exhaustivos de subastas combinatorias iterativas en los trabajos de Biswas & Narahari (2005), Kalagnanam & Parkes (2004) y Parkes (2001, 2006). Asimismo, encontramos propuestas prácticas de este tipo de mecanismos en numerosos campos en los últimos veinte años, entre los que destacan el aprovisionamiento (Al Shaqsi & Salim Al Shaqsi, 2018; Mansouri & Hassini, 2019; Parkes & Kalagnanam, 2005), la programación operativa de máquinas (Y. Liu et al., 2022) o la asignación de estaciones de carga para vehículos eléctricos (Hou et al., 2020).

Pese a las numerosas potenciales ventajas que introducen, las subastas combinatorias iterativas también presentan nuevas oportunidades de manipulación de la subasta a los postores. El mayor desafío en el diseño de subastas combinatorias iterativas consiste en elaborar sistemas de información que ayuden a los postores a determinar sus pujas de forma precisa, pero sin facilitar que estos lleven a cabo un comportamiento estratégico que pueda comprometer los objetivos de eficiencia de la subasta (Abrache et al., 2007; Cramton et al., 2006). Para ello, deberán diseñarse sistemas de retroalimentación que permitan prevenir la colusión entre los postores y que incentiven el envío de pujas verdaderas.

3.5. Subastas combinatorias dobles

La mayoría de las subastas estudiadas en la literatura son subastas de un lado: o bien subastas directas con un vendedor y muchos compradores, o bien subastas inversas con un comprador y muchos vendedores. En ambos casos, puede ocurrir que el lado que actúa como monopolio o como monopsonio tenga ventaja a la hora de obtener una mayor parte del excedente del mercado. Sin embargo, este fenómeno no aparece en un mercado con muchos compradores y muchos vendedores (*i. e.* subasta doble). En este sentido, por norma general, las subastas dobles son más eficientes económicamente que diversas subastas de un lado combinadas (Baranwal et al., 2018; Xia et al., 2005).

Una subasta combinatoria doble acopla los mecanismos de la subasta doble y de la subasta combinatoria para permitir que compradores y vendedores intercambien bienes de manera eficiente (Lubin et al., 2008). Precisamente, este tipo de subastas son muy adecuadas para contextos de mercado que reúnan a compradores y vendedores con el fin de que comercien por un conjunto de ítems heterogéneos que pueden presentar complementariedad o sustituibilidad.

Cabe destacar que el mecanismo de subasta en el que múltiples compradores y múltiples vendedores comercian por un conjunto de ítems heterogéneos fue definido por Parkes et al. (2001) como intercambio combinatorio (el término original en inglés fue *combinatorial exchange*). Aunque Anandalingam et al. (2005) trató de hacer una distinción entre el concepto de intercambio combinatorio y el de subasta combinatoria doble según el modo en que se llevaban a cabo las transacciones comerciales, lo cierto es que ambos términos se han empleado como sinónimos en la literatura a lo largo del tiempo. Por lo tanto, en esta tesis consideraremos estos dos términos como equivalentes.

La subasta combinatoria doble es la más general de todas las subastas combinatorias y se puede modelar como un problema de optimización que busca maximizar el bienestar social, esto es, la diferencia entre lo que paga el conjunto de compradores y lo que recibe el conjunto de vendedores. En ocasiones, este objetivo también aparece referido como la maximización del excedente del mercado.

La formulación tradicional de una subasta combinatoria doble considera que los participantes son un conjunto de agentes —que pueden ser tanto compradores como vendedores— que enviarán pujas indicando sus deseos de adquisición y/o de suministro. Esta es la formulación que hemos presentado en el modelo M3 en la sección 3.3. Sin embargo, encontramos ejemplos de formulaciones que dividen a los compradores y a los vendedores en dos grupos de agentes independientes (Biswas & Narahari, 2010a; Hsieh & Liao, 2015; Kumar et al., 2018), y que permiten modelar de forma más precisa algunos contextos de mercado. A continuación, presentamos un ejemplo de formulación de este segundo caso, basada en el trabajo de Biswas y Narahari (2010a).

La notación empleada para la formulación aparece resumida en la tabla 4. Asumimos que los agentes pueden enviar diversas pujas, pero que solo una de ellas será seleccionada. Asumimos también la hipótesis de *free disposal*, es decir, que pueden ofertarse más ítems de los que se solicitan. El PDG en una subasta combinatoria doble se puede formular como el siguiente modelo (M4):

Tabla 4: notación empleada para el modelo de subasta combinatoria doble

| | |
|---------------------------|--|
| $M = \{1,2, \dots, m\}$ | Conjunto de vendedores |
| $i \in M$ | Un vendedor |
| $N = \{1,2, \dots, n\}$ | Conjunto de compradores |
| $j \in N$ | Un comprador |
| $K = \{1,2, \dots, l\}$ | Conjunto de ítems |
| $k \in K$ | Un ítem |
| $G = \{S_1, S_2, \dots\}$ | Colección de todos los multiconjuntos de K |
| $S \subseteq G$ | Cualquier subconjunto de G |
| $a(S, k)$ | Cantidad del ítem k en el subconjunto S |
| $v(S, i)$ | Valor del subconjunto S para el vendedor i |
| $v(S, j)$ | Valor del subconjunto S para el comprador j |
| $y(S, i)$ | Variable indicando si el vendedor i obtiene el conjunto S |
| $y(S, j)$ | Variable indicando si el comprador j obtiene el conjunto S |

$$\max \left\{ \sum_{j \in N} \sum_{S \subseteq G} v(S, j) y(S, j) - \sum_{i \in M} \sum_{S \subseteq G} v(S, i) y(S, i) \right\} \quad (8)$$

$$s. t. \sum_{S \subseteq G} y(S, i) \leq 1, \forall i \in M \quad (9)$$

$$\sum_{S \subseteq G} y(S, j) \leq 1, \forall j \in N \quad (10)$$

$$\sum_{k \in S} \sum_{S \subseteq G} a(S, k) y(S, i) \geq \sum_{k \in S} \sum_{S \subseteq G} a(S, k) y(S, j), \forall k \in K, \forall S \subseteq G \quad (11)$$

$$y(S, i) \in \{0,1\}, \forall S \subseteq G, \forall i \in M$$

$$y(S, j) \in \{0,1\}, \forall S \subseteq G, \forall j \in N$$

La función objetivo (8) maximiza la diferencia entre lo que pagan los compradores y lo que reciben los vendedores. Las restricciones (9) y (10) indican que solamente se puede asignar un lote a cada comprador o vendedor. La restricción (11) obliga a que la cantidad suministrada no sea inferior a la cantidad adquirida.

Existe un conjunto de propiedades que debe cumplir una subasta combinatoria doble correctamente diseñada. Estas provienen de las propiedades que se establecen tanto para las subastas combinatorias como para las subastas dobles y suelen incluirse como restricciones en la formulación del PDG. Las más relevantes son la eficiencia económica, la racionalidad individual, el equilibrio presupuestario y la compatibilidad de incentivos. Las detallamos a continuación:

- Eficiencia económica: una subasta combinatoria doble es económicamente eficiente si maximiza el bienestar social total o excedente de mercado; esto es, la suma de las valoraciones de todos los participantes en el mercado. Para conseguir esta propiedad, el mecanismo de la subasta debe asignar los ítems a los compradores que más los valoren y a los vendedores que menos soliciten por ellos.
- Racionalidad individual: esta propiedad asegura que todos los participantes del mercado obtienen una utilidad no negativa, de manera que no pueden estar peor por el hecho de participar en el mercado.
- Equilibrio presupuestario: esta propiedad implica que la suma de lo que pagan los compradores debe ser mayor o igual que la suma de lo que reciben los vendedores. Esta propiedad asegura la viabilidad y sostenibilidad del mercado, ya que garantiza que el subastador no incurra en pérdidas al ejecutar la subasta.
- Compatibilidad de incentivos: un mecanismo de subasta presenta compatibilidad de incentivos si revelar información verdadera es una estrategia dominante para cada participante; esto es, la utilidad de un participante será máxima si puja de forma verdadera.

Una vez revisadas las principales propiedades que se esperan de un mecanismo de subasta combinatoria doble, debemos destacar que existen algunas pruebas de incompatibilidad entre ellas. Myerson & Satterthwaite (1983) demostraron que no existe ninguna subasta doble que pueda presentar a la vez eficiencia económica, racionalidad individual y equilibrio presupuestario (independientemente de si presenta compatibilidad de incentivos). Además, se ha señalado que la compatibilidad de incentivos no es una propiedad crítica en el diseño de subastas combinatorias dobles exitosas (Lubin et al., 2008). Por tanto, debido a los postulados anteriores, los autores se han centrado en el diseño de subastas combinatorias dobles que satisfagan las propiedades de racionalidad individual y equilibrio presupuestario, por considerar a estas las propiedades más relevantes, y que sean suficientemente eficientes y verdaderas.

El estudio de las subastas combinatorias dobles y sus aplicaciones se ha desarrollado principalmente en los últimos veinticinco años. Los trabajos que han abordado los distintos aspectos de los mecanismos de subasta combinatoria doble en profundidad son Hsieh & Liao (2015), L. Li et al. (2009), Mittelman et al. (2021), Parkes et al. (2001) y Xia et al. (2005). Por otro lado, encontramos propuestas de subastas combinatorias dobles en mercados como el de productos financieros (Fan et al., 2003; Saatcioglu et al., 2001), el de servicios de transporte y logística (Ledyard et al., 2002; Song et al., 2003), o el de aprovisionamiento (Elmaghraby & Keskinocak, 2004; Hohner et al., 2003). Las aplicaciones en las que encontramos más desarrollos de estos mecanismos en los últimos años son el comercio con recursos distribuidos de computación en la nube (Jiang et al., 2022; Kumar et al., 2018; Q. Li et al., 2023; Samimi et al., 2016; Tafiri & Yousefi, 2018) y de suministro energético (Abedrabboh et al., 2023; Kiedanski et al., 2021).

3.6. Subastas combinatorias dobles iterativas

Como hemos visto en la sección 3.5, las subastas combinatorias dobles ofrecen un marco muy conveniente para que compradores y vendedores participen en transacciones comerciales. Sin embargo, en este tipo de subastas el PDG presenta una notable dificultad desde el punto de vista computacional (Hsieh & Liao, 2015). Por consiguiente, se requiere el desarrollo de mecanismos eficaces para determinar la asignación ganadora en un entorno de mercado de esta naturaleza.

Por otro lado, como hemos visto en la sección 3.4, las subastas combinatorias iterativas permiten aliviar la carga computacional del PDG gracias al sistema distribuido de agentes participantes. Además, un esquema iterativo permite aprovechar otras oportunidades como la revelación indirecta de información de los agentes mediante un marco que preserve la privacidad.

La combinación de las subastas combinatorias dobles con un procedimiento iterativo ha dado lugar a algunos desarrollos adicionales para implementar estos mecanismos de manera efectiva. Así, en Parkes et al. (2005) presentan un nuevo lenguaje lógico de pujas basado en un esquema de árbol. Este lenguaje facilita a los postores la expresión de sus preferencias, ya que permite definir el conjunto de transacciones que les interesan; un postor enviará una puja indicando el intervalo de precios que está dispuesto a pagar (o a recibir) por una transacción. El hecho de disponer de límites superior e inferior en las valoraciones de los postores facilita la determinación de asignaciones provisionales y la actualización de las pujas de una ronda a otra.

El desafío al que se enfrentan estos mecanismos por el hecho de ser iterativos es el de controlar las oportunidades de comportamiento estratégico de los participantes. En este sentido, se pueden establecer reglas de actividad que ayuden a conducir el avance de la subasta de manera adecuada. En Lubin et al. (2008) introducen dos nuevas reglas de actividad que, combinadas, garantizan que en cada ronda se realicen progresos útiles hacia la determinación de la asignación final. La primera regla requiere a los postores indicar cuál es su combinación preferida en cada ronda; la segunda les requiere que refinen sus pujas reduciendo su intervalo de preferencias.

Otras contribuciones destacadas en el diseño de mecanismos de subastas combinatorias dobles iterativas son los trabajos de Biswas & Narahari (2010a) y Hsieh & Liao (2015). El primero se centra en diseñar un procedimiento que permita guiar la subasta hacia una asignación final en lugar de centrarse en explorar las condiciones bajo las que se puede conseguir un equilibrio competitivo. Para ello, desarrolla un mecanismo iterativo que, en cada ronda, descompone la subasta combinatoria doble en subastas combinatorias directa e inversa (más sencillas de

resolver). El segundo, en lugar de buscar la solución exacta del PDG, elabora un sistema multiagente con el que simula un mercado ficticio y desarrolla algoritmos de aprendizaje para los agentes. El tipo de procedimiento iterativo que implementa es el de fijación de precios (ver sección 3.4). Otros trabajos que tratan las subastas combinatorias iterativas son Biswas y Narahari (2009, 2010b) y Mittelman et al. (2022).

En resumen, las subastas combinatorias dobles iterativas proporcionan un esquema que permite suplir algunas de las desventajas de otras variantes más sencillas. Principalmente, este tipo de mecanismos posibilita la participación de múltiples compradores y vendedores a través de un sistema eficiente de pujas combinatorias y en un marco iterativo que, a su vez, permite preservar la privacidad de los participantes y distribuir la carga computacional del PDG. No obstante, este tipo de subasta presenta un complejo mecanismo que lleva asociados algunos desafíos como la necesidad de controlar el comportamiento estratégico y de asegurar que la subasta evoluciona hacia una solución adecuada. Para controlar estos riesgos se definen reglas de actividad destinadas a conducir el avance de la subasta. Las particularidades que presentan las subastas combinatorias dobles iterativas se adaptan muy bien a las necesidades que plantea el diseño de un mecanismo de coordinación para regular un mercado de componentes de fabricación aditiva. Por lo tanto, este será el tipo de subastas que emplearemos para diseñar el mecanismo que desarrollamos en el capítulo 5.

CAPÍTULO 4:
MARCO PARA EL PROCESO DE
PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN
EN FABRICACIÓN ADITIVA

4. Marco para el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva

En este capítulo presentamos la propuesta de un marco de clasificación para el problema de planificación operativa de la producción en fabricación aditiva. En la sección 2.2 revisamos los marcos y taxonomías que abordaban este problema y observamos que esos marcos, fundamentalmente, clasificaban los modelos de planificación en función de si se centraban en *nesting*, en *scheduling* o si planteaban un enfoque conjunto de ambos problemas. Por lo tanto, estos marcos estaban diseñados a nivel de problema (de *nesting* y *scheduling*) y no profundizaban en la estructura subyacente. Como consecuencia, modelos que presentaban particularidades notablemente distintas entre sí quedaban clasificados en el mismo grupo, generando así ciertas ambigüedades. No obstante, el *nesting* y el *scheduling* en fabricación aditiva son dos problemas complejos que, a su vez, pueden ser descompuestos en una serie de subproblemas interrelacionados entre sí. La definición de estos subproblemas permite analizar con mayor detalle la estructura de los modelos de planificación e identificar sus particularidades, lo que, a su vez, permite realizar clasificaciones más precisas de los modelos. Esta es la idea que motiva el diseño del marco que proponemos en este capítulo, que está centrado en el nivel de subproblema, con el objetivo de eliminar las ambigüedades que presentan los marcos diseñados para el alto nivel.

Puesto que en la literatura académica no hemos encontrado ningún marco que analice de manera integral el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva desde la perspectiva de los subproblemas, hemos revisado los esquemas tradicionales de Dirección de Operaciones para estudiar la desagregación de los problemas de *nesting* y *scheduling*. A partir de estos esquemas y de su adaptación al contexto de fabricación aditiva, definiremos la estructura del marco para la clasificación de los modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva.

Al tratarse de un problema de *cutting and packing* (C&P), el *nesting* puede ser descompuesto y analizado según los esquemas tradicionales de C&P. Los problemas clásicos de C&P investigan cómo asignar y disponer un conjunto de ítems pequeños en un conjunto de objetos de mayor tamaño. Uno de los principales esquemas para los problemas de C&P es el que introdujeron Wäscher et al. (2007), en el que distinguieron cinco subproblemas que los problemas de C&P debían abordar simultáneamente para conseguir una optimización global. Estos cinco subproblemas son: (1) el problema de selección de los ítems pequeños; (2) el problema de selección de los objetos grandes; (3) el problema de agrupación de los ítems pequeños seleccionados; (4) el problema de asignación de los subconjuntos de ítems pequeños a los objetos grandes; (5) el problema de disposición de los ítems pequeños en cada objeto grande seleccionado. Estos cinco subproblemas permiten comprender de manera integral el tipo de problema de C&P que se está abordando. Tras una adaptación al contexto de la fabricación aditiva, este esquema podría servir como base para definir los subproblemas incluidos en el problema de *nesting* en fabricación aditiva.

Por otro lado, *scheduling* es un término muy genérico que ha sido utilizado de forma recurrente en la literatura sobre planificación de la producción. En un primer momento, este término se empleó para describir únicamente la asignación de tareas a recursos productivos a lo largo del tiempo, ya que la secuenciación de las tareas era considerada un problema diferente. Más tarde,

el *scheduling* comenzó a ser concebido como un problema mucho más amplio dentro del campo de la Dirección de Operaciones: abarcaba la determinación del número de tareas de fabricación, la asignación de tareas a recursos y la secuenciación y temporización de las tareas en cada recurso (Christos T. Maravelias, 2012). Estos cuatro subproblemas permiten abordar de manera integral el *scheduling* de un conjunto de tareas en un conjunto de recursos y pueden adaptarse al contexto de fabricación aditiva de forma sencilla.

El marco que proponemos en este capítulo está basado en la desagregación en subproblemas de los dos principales problemas en la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo (*i. e. nesting* y *scheduling*). Este marco está inspirado en los esquemas de Wäscher et al. (2007) y Christos T. Maravelias (2012), que son dos trabajos de referencia en el campo de la Dirección de Operaciones, y que hemos adaptado al contexto de la fabricación aditiva. El capítulo está dividido en dos secciones: en la primera (4.1) presentamos el diseño del marco y definimos las fases de planificación junto con los subproblemas incluidos en cada una, mientras que en la segunda (4.2) elaboramos una revisión de la literatura bajo el marco propuesto y revisamos las conclusiones extraídas a partir de esta.

4.1. Diseño del marco

El marco está diseñado siguiendo la concepción de marco presentada en Stamer et al. (2016). El objetivo que persigue es proporcionar una estructura formal a la planificación operativa de los sistemas de producción en fabricación aditiva, con el propósito de (i) identificar formalmente los problemas abordados por la literatura en el diseño de modelos para fabricación aditiva; (ii) analizar cuáles de esos subproblemas han sido estudiados en profundidad; (iii) establecer una referencia para el diseño formal de nuevos modelos que aborden la planificación operativa en fabricación aditiva. Con este fin, además, proponemos una codificación que permite clasificar los distintos modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva bajo este marco.

Esta sección está estructurada en cuatro subsecciones. En la primera (4.1.1) delimitamos el alcance del problema en el que se encuadra el marco dentro del proceso de planificación de la producción. En la segunda (4.1.2) presentamos la adaptación de los esquemas de Wäscher et al. (2007) y Christos T. Maravelias (2012) al contexto de fabricación aditiva. En la tercera (4.1.3) especificamos las cuatro fases de planificación que componen el marco y definimos los subproblemas contenidos en cada una de ellas. En la cuarta (4.1.4) presentamos un caso de ejemplo para reproducir el proceso de planificación contemplado en el marco.

4.1.1. Delimitación del marco en el contexto de la fabricación aditiva

El marco que proponemos en este trabajo se centra en las etapas de procesamiento de los pedidos de piezas durante el proceso de fabricación. Por lo tanto, el marco se restringe al ciclo de fabricación e introduce una perspectiva secuencial que analiza las fases de planificación para la producción de piezas.

El procesamiento de pedidos en un entorno de fabricación aditiva comienza con la solicitud de piezas por parte de diversos clientes y termina con la entrega de las piezas fabricadas a los clientes correspondientes (ver figura 7). Puesto que se ha apreciado una tendencia a omitir aspectos relativos a la logística en el diseño de modelos para la planificación de la producción (Demir et al., 2021), las tareas de transporte y distribución se han excluido del diseño del marco. Asimismo, la aceptación o el rechazo de los pedidos solicitados por los clientes es otro aspecto

que va más allá del alcance de la fabricación. En este esquema, se asume que todas las piezas incluidas en la planificación han sido previamente aceptadas y pueden ser fabricadas por al menos una de las máquinas de fabricación aditiva. Por lo tanto, las tareas que conciernen a la fabricación comienzan considerando un conjunto de piezas que han sido previamente aceptadas y finalizan una vez que las piezas han sido fabricadas (ver figura 7).

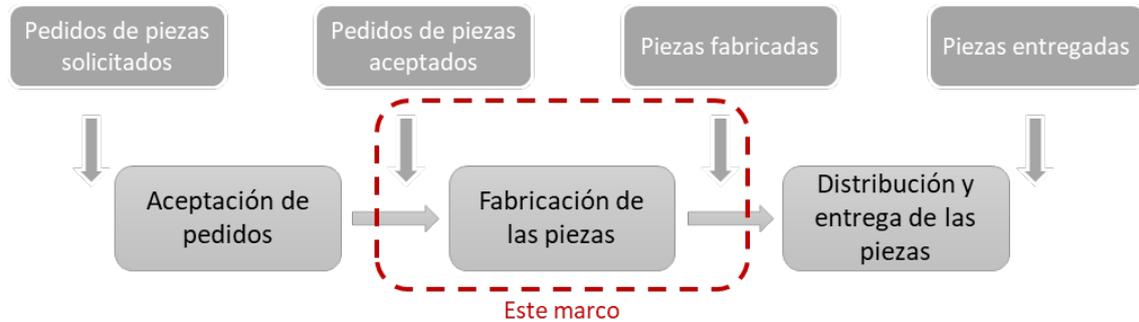


Figura 7: procesamiento de pedidos en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023).

De acuerdo con los marcos jerárquicos empleados habitualmente para clasificar los sistemas de planificación y control de la producción (ver Luo et al. (2022) y Oluyisola et al. (2020)), que consideran distintos niveles y horizontes de planificación, el marco que nosotros desarrollamos está centrado en el nivel operativo (*i. e.* en un horizonte a corto plazo). De este modo, el problema de planificación que aborda comienza una vez que los pedidos de piezas han sido confirmados, bien a través de las solicitudes de clientes o bien a partir del plan maestro de producción, y se enfoca en la programación de la producción diaria (Chandra et al., 2007; Pinedo, 2012).

El diseño del marco está gobernado por dos premisas: debe ser suficientemente exhaustivo como para mostrar toda la complejidad del problema de la planificación operativa de la producción en fabricación aditiva y debe ser modular y adaptable a diferentes contextos de fabricación aditiva. En consecuencia, el marco está diseñado de forma secuencial para mostrar mejor las interrelaciones entre los subproblemas. Sin embargo, el proceso que describe no siempre será estrictamente secuencial y, en cualquier caso, el orden de los problemas puede adaptarse fácilmente al contexto de producción específico que se quiera estudiar.

Para mantener la consistencia con las taxonomías anteriores, y para ajustarnos a la terminología de fabricación aditiva incluida en el estándar ISO/ASTM52900-21 (ASTM International, 2021), los términos pieza (*Part*), lote (*Build*) y máquina de fabricación aditiva (*AM Machine*) —utilizaremos la abreviatura FA para fabricación aditiva, de modo que nos referiremos a este término como máquina de FA— se emplean según las definiciones introducidas en Araújo et al. (2018) y Oh et al. (2020). El término “pieza” representa el modelo tridimensional de un objeto (que será construido mediante la adición sucesiva de capas de material). El término “lote” representa un grupo de piezas dispuestas en una superficie de fabricación para ser fabricadas en un mismo ciclo de fabricación. El término “máquina de FA” hace referencia a una máquina de fabricación aditiva que se emplea para completar la fabricación de un lote de piezas en un ciclo de fabricación. Debemos remarcar que, en el sentido que le damos en este ámbito, un lote es una representación de la superficie de una máquina de fabricación aditiva y contiene el conjunto de piezas que van a ser fabricadas simultáneamente. Por lo tanto, las dimensiones del lote se obtienen a partir de las dimensiones de la máquina a la que está asociado.

4.1.2. Identificación de los subproblemas de *nesting* y *scheduling*

Como hemos avanzado en la introducción del capítulo, la desagregación de *nesting* y *scheduling* en subproblemas que consideramos en este marco está basada en los esquemas de Wäscher et al. (2007) y Christos T. Maravelias (2012). En esta sección presentamos la adaptación de estos esquemas para que incorporen las características específicas del contexto de fabricación aditiva.

Las definiciones para los cinco subproblemas genéricos contenidos en los problemas de C&P que presentan en Wäscher et al. (2007) se pueden adaptar al contexto de fabricación aditiva mediante la sustitución del término “ítems pequeños” por “piezas” y del término “objetos grandes” bien por “lotes” o bien por “máquinas de FA”, según corresponda. Así, de acuerdo con este esquema, los cinco subproblemas se pueden reescribir de la siguiente manera:

- (n1) problema de selección de las piezas
- (n2) problema de selección de las máquinas de FA
- (n3) problema de agrupación de las piezas seleccionadas
- (n4) problema de asignación de los subconjuntos de piezas a los lotes
- (n5) problema de disposición geométrica de las piezas en cada lote seleccionado

De acuerdo con Wäscher et al. (2007), algunos tipos de problemas de C&P no incluyen los cinco subproblemas necesariamente. Para hacer una adaptación de estas definiciones al problema de *nesting* en fabricación aditiva, el subproblema de selección de las piezas (n1) debe excluirse. Puesto que el marco está limitado al ciclo de fabricación, la aceptación o el rechazo de las piezas solicitadas por los clientes quedaría fuera del alcance del marco. Al mismo tiempo, debemos hacer una puntualización acerca de los términos que hemos empleado para adaptar estas definiciones al contexto de la fabricación aditiva. El término “máquinas de FA” se emplea para reemplazar “objetos grandes” en el problema de selección original de Wäscher (n2) para decidir qué máquinas se van a utilizar. En cambio, dado que la fabricación aditiva permite la fabricación simultánea de varias piezas en la misma superficie de fabricación, el término “objetos grandes” es reemplazado por “lotes” en los problemas de asignación (n4) y distribución (n5) para agrupar las piezas que serán fabricadas en el mismo ciclo de fabricación de la máquina correspondiente.

El esquema propuesto por Christos T. Maravelias (2012) para desagregar el *scheduling* de un conjunto de tareas en un conjunto de máquinas considera cuatro subproblemas. Adaptamos las definiciones de estos subproblemas al contexto de fabricación aditiva mediante la sustitución de los términos “tarea” y “máquina” por “lote” y “máquina de FA”, respectivamente. Los cuatro subproblemas se pueden reescribir de la siguiente manera:

- (s1) determinación del número de lotes que deben ser fabricados
- (s2) asignación de lotes a máquinas de FA
- (s3) secuenciación de los lotes en cada máquina de FA
- (s4) temporización de los lotes en cada máquina de FA

Según los esquemas anteriores, el *nesting* en fabricación aditiva puede dividirse en los cuatro subproblemas n2–n5, mientras que el *scheduling* puede desagregarse en los cuatro subproblemas s1–s4. No obstante, debemos puntualizar que el subproblema de determinar el

número de lotes que deben ser fabricados (s1) del *scheduling* ya aparece resuelto en el subproblema de asignar los subconjuntos de piezas a los lotes (n4) del *nesting*. Por lo tanto, el subproblema s1 se omite, lo que deja un total de tres subproblemas específicos de *scheduling* (s2–s4) en el marco. Esto, además, evidencia que *nesting* y *scheduling* no pueden separarse en fabricación aditiva puesto que están interrelacionados a lo largo del proceso de planificación; una idea que aparece en Kucukkoc et al. (2021) y Oh et al., (2020), entre otros, y que se demuestra en Kucukkoc (2021). En ese trabajo, Kucukkoc muestra que, en fabricación aditiva, las decisiones sobre *scheduling* están influenciadas por las decisiones sobre *nesting* que se han tomado previamente. Decisiones como la asignación de máquinas o la secuenciación y temporización de lotes según criterios de optimización de la programación (p. ej. minimizar el *makespan* o la tardanza total⁴) están afectadas por las actividades previas de agrupación de piezas y su asignación a lotes. Por ejemplo, en fabricación aditiva, la agrupación de piezas con alturas similares puede favorecer tanto las tareas de *nesting* (p. ej. la asignación y distribución de piezas en lotes de fabricación) como los objetivos de *scheduling* (p. ej. la minimización de la tardanza). Es por ello por lo que la planificación de la producción en fabricación aditiva debe ser abordada desde una perspectiva holística (Kucukkoc et al., 2021).

Con objeto de introducir completamente las características de la fabricación aditiva, procedemos a refinar el marco mediante la adición del subproblema de emparejamiento (M) —por el término *matching* en inglés—. Este subproblema ayuda a coordinar la selección de piezas y de máquinas de FA. La necesidad de abordar el *matching* se debe a la gran variabilidad de contextos de producción que existen en fabricación aditiva, donde un conjunto heterogéneo de piezas es fabricado por un conjunto heterogéneo de máquinas. De este modo, el subproblema de *matching* asegura que se seleccionen las máquinas apropiadas para fabricar los pedidos de piezas correspondientes.

Los ocho subproblemas considerados —cuatro para el *nesting* (n2–n5), tres para el *scheduling* (s2–s4) y el *matching* (M)— conforman el marco para la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo que presentamos en este trabajo (ver figura 8):

- *grouping* (n3)
- *matching* (M)
- *machine selection* (n2)
- *build allocation* (n4)
- *placement* (n5)
- *machine allocation* (s2)
- *sequencing* (s3)
- *timing* (s4)

Se emplean los términos en inglés puesto que así es como se han definido en el marco⁵. Estos subproblemas definen la secuencia seguida por los pedidos de piezas desde el momento en que

⁴ Minimizar la tardanza (*tardiness* en inglés) es un criterio de optimización habitual en problemas de programación de tareas en máquinas que consiste en minimizar la suma del tiempo total de retraso en el que se incurre por realizar entregas tardías.

⁵ La definición original del marco se encuentra publicada en De Antón et al. (2023).

han sido aceptados para su fabricación hasta el momento en que esta se completa por parte de las máquinas de FA. En la siguiente sección se detalla el esquema secuencial que siguen los subproblemas dentro del proceso de fabricación aditiva.

4.1.3. Definición de las fases de planificación y de los subproblemas

La secuencia de procesamiento de órdenes de producción en fabricación aditiva aparece representada en la figura 8. El proceso está descrito para un contexto genérico de fabricación aditiva en el que un conjunto de máquinas con diferentes características (*i. e.* dimensiones, velocidad, precisión, etc.) debe fabricar un conjunto de piezas con diferentes requisitos (*i. e.*, dimensiones, material, acabado, etc.). Se considerará que las máquinas que comparten las mismas características pertenecen al mismo tipo.

A lo largo de la secuencia de procesamiento de órdenes de producción, se identifican cuatro fases según la cuestión de planificación que aborda cada una. Estas cuatro fases de planificación son *Part* (figura 8-a), *Part-AM Machine* (figura 8-b), *Part-Build* (figura 8-c) y *Build-AM Machine* (figura 8-d). Las cuestiones que aborda cada fase, respectivamente, son:

- Part: cómo reagrupar las piezas para mejorar su procesamiento en fabricación aditiva.
- Part-AM Machine: cómo seleccionar el tipo de máquina de FA apropiado para cada pieza o grupo de piezas.
- Part-Build: cómo asignar y distribuir un conjunto de piezas en diversos lotes.
- Build-AM Machine: cómo asignar y secuenciar lotes en las máquinas de FA disponibles.

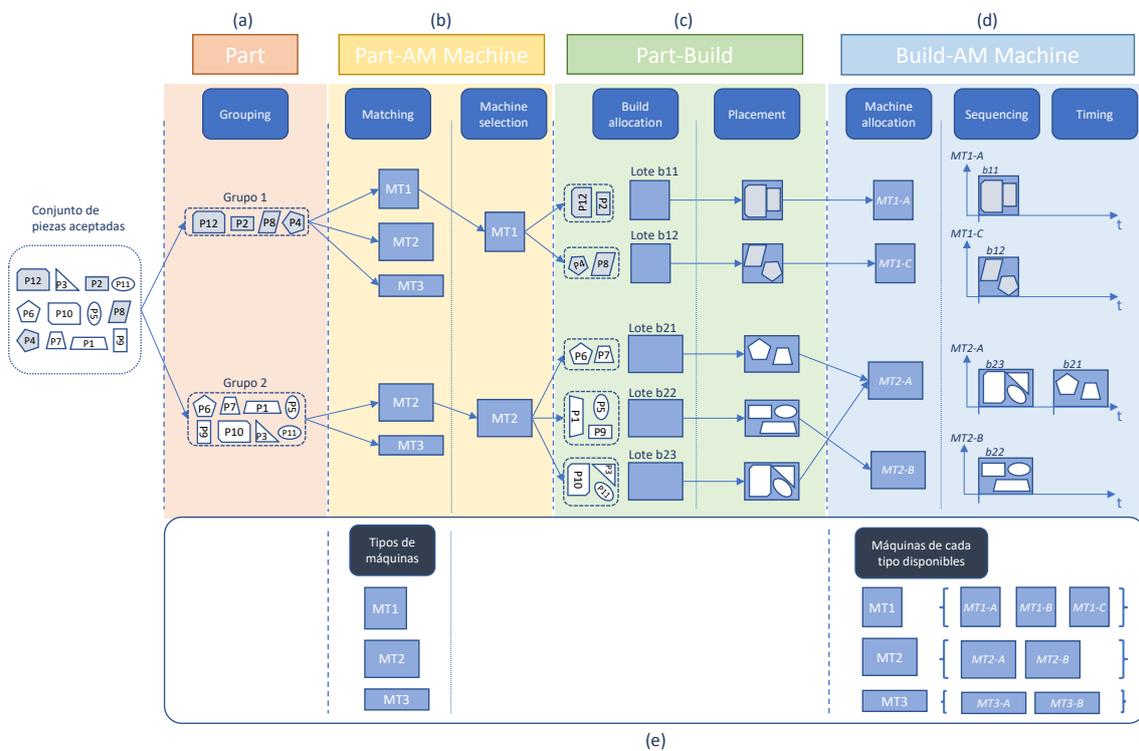


Figura 8: procesamiento de órdenes de fabricación de piezas en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023).

Estas fases aparecen progresivamente de acuerdo con la secuencia de planificación de la producción. Los ocho subproblemas están organizados dentro de las cuatro fases de planificación, de manera que cada subproblema se incluye en la fase cuya cuestión aborda. En el marco, los ocho subproblemas están presentados de manera secuencial para seguir las etapas del procesamiento de órdenes de producción en fabricación aditiva. Por lo tanto, cada fase se compone de una o varias etapas y cada etapa se corresponde con un subproblema. La secuencia, que puede seguirse en la figura 8, comienza a partir de conjunto de piezas que han sido previamente aceptadas para su fabricación. A continuación, presentamos la descripción de las cuatro fases con sus correspondientes subproblemas. El nombre de cada subproblema aparece indicado entre paréntesis tras su definición.

Part. Primero, las piezas de la colección inicial pueden ser agrupadas según sus propias características (p. ej. altura o fecha de entrega similares, mismo material, etc.) (*Grouping*). En fabricación aditiva, la programación de piezas con características similares en el mismo lote contribuye a mejorar la eficiencia del plan de producción (Oh et al. 2020; Zhang et al., 2020). Dado que el *grouping* es el único subproblema que pertenece a la fase de planificación *Part*, esta fase quedaría completada (ver figura 8-a).

Part-AM Machine. A continuación, cada grupo de piezas es emparejado con todos los tipos de máquinas de FA cuyas características permitirían la fabricación de las piezas en ese grupo (*Matching*). Cabe mencionar que el *matching* puede realizarse también para cada pieza individual en caso de que no se considere la agrupación de piezas, pero, en este marco, nos centramos en el caso con grupos de piezas. De entre los tipos de máquinas factibles para cada grupo de piezas, se selecciona uno de ellos (*Machine type selection*). Los criterios específicos para esta selección son escogidos por el planificador, quien generalmente considerará parámetros de eficiencia y de calidad. Asimismo, los planificadores pueden recurrir a herramientas de soporte en la selección de máquinas como la presentada por Calabrese et al. (2022), donde proponen un modelo para seleccionar las máquinas más apropiadas según criterios de calidad productiva. La fase *Part-AM Machine* estaría concluida (ver figura 8-b).

Part-Build. En este punto, el tipo de máquina de FA que se va a encargar de la fabricación de cada grupo de piezas ya ha sido seleccionado. En consecuencia, las dimensiones del lote de fabricación (*i. e. build*) asociado a ese tipo de máquina ya se conocen, por lo que las piezas incluidas en un grupo pueden ser asignadas y distribuidas en distintos lotes de fabricación (*Build allocation*). En cada lote, debe determinarse la disposición (*i. e. la orientación y la posición*) de las piezas para obtener una distribución en la plataforma de fabricación (*Placement*). Una vez que las piezas han sido asignadas a lotes y sus distribuciones han sido determinadas, la fase *Part-Build* quedaría cerrada (ver figura 8-c).

Build-AM Machine. Tras haber determinado todas las distribuciones de piezas en lotes, cada lote debe asignarse a una de las máquinas del tipo correspondiente. Para ello, se comprueba la disponibilidad de las máquinas del tipo considerado y cada lote se asigna a una máquina disponible (*Machine allocation*). El resultado de esta etapa es que cada lote de fabricación quedará asignado a una sola máquina, permitiendo que una misma máquina reciba la asignación de varios lotes. Por último, se determinan la secuencia de lotes en cada máquina (*Sequencing*) y el tiempo de comienzo de cada lote (*Timing*). La fase *Build-AM Machine* estaría finalizada (ver figura 8-d) y se obtendría el plan de producción final.

Tras haber proporcionado una descripción secuencial del procesamiento de órdenes de producción en fabricación aditiva, las principales características de los subproblemas se resumen en la tabla 5. Las columnas 2, 3 y 4 de la tabla recogen, respectivamente, una pequeña explicación de cada subproblema, una abstracción de su objetivo y su resultado esperado. En la columna 5 se indica la fase de planificación a la que pertenece cada subproblema. Además, junto a los nombres de los subproblemas se indica la correspondencia de estos con los subproblemas de los marcos originales (*i. e.* n2–n5; s2–s4).

Tabla 5: principales características de los subproblemas en planificación de la producción en fabricación aditiva. Adaptado de De Antón et al. (2023).

| Subproblema | Definición | Objetivo | Resultado | Fase |
|------------------------------------|---|---|--|---------------|
| Grouping (Gr) – (n3) | Agrupar las piezas según sus propias características (<i>i. e.</i> fecha de entrega, material, altura, etc.) | "Mejorar el procesamiento de piezas en FA" | Los grupos de piezas creados | Part |
| Matching (M) | Identificar los tipos de máquinas de FA que son capaces de fabricar cada pieza o grupo de piezas | "Encontrar los tipos de máquinas factibles" | El listado de máquinas factibles para cada grupo | Part-Machine |
| Machine type selection (Se) – (n2) | Seleccionar un tipo de máquina de entre las factibles para cada pieza o grupo de piezas | "Seleccionar el tipo de máquina más adecuado" | El tipo de máquina seleccionado para cada grupo | Part-Machine |
| Build allocation (Ba) – (n4) | Organizar las piezas en lotes según el tipo de máquina seleccionado | "Determinar la asignación de piezas a lotes" | Las piezas asignadas a cada lote para cada tipo de máquina | Part-Build |
| Placement (Pl) – (n5) | Determinar la localización y orientación de cada pieza en el lote de fabricación correspondiente | "Determinar la disposición de las piezas en la superficie de fabricación" | La localización y orientación de las piezas en sus lotes | Part-Build |
| Machine allocation (Ma) – (s2) | Asignar lotes a máquinas; cada lote debe asignarse a una única máquina | "Seleccionar la máquina disponible más adecuada" | La máquina asignada a cada lote | Build-Machine |
| Sequencing (Sq) – (s3) | Determinar la secuencia de fabricación de los lotes en cada máquina | "Determinar la secuencia de lotes en cada máquina" | La secuencia para procesar los lotes en cada máquina | Build-Machine |
| Timing (Ti) – (s4) | Determinar el instante inicial de fabricación de cada lote en cada máquina | "Determinar los tiempos de inicio de los lotes en cada máquina" | El instante inicial de fabricación de cada lote | Build-Machine |

Este marco proporciona una visión holística del proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva. Cuando un planificador esté diseñando una herramienta de soporte a la decisión para la planificación de la producción, deberá seleccionar aquellos subproblemas que se adapten a su contexto de fabricación aditiva y decidir dónde centrar la optimización. Una optimización global probablemente acarreará la formulación conjunta de varios subproblemas.

4.1.4. Caso de ejemplo

Junto con la secuencia de subproblemas, en la figura 8 presentamos un caso de ejemplo práctico para ilustrar el proceso descrito en el marco. El caso resuelve la planificación de la producción de 12 piezas en un total de 7 máquinas de Fusión Selectiva por Láser (SLM), una técnica de fabricación aditiva de fusión de lecho de polvo (PBF). Se consideran tres tipos de máquinas (*i. e.* MT1, MT2 y MT3): MT1 y MT2 están adaptados de las máquinas de SLM empleadas en Kucukkoc

(2019) y Kamarudin et al. (2017), respectivamente, mientras que MT3 es una máquina industrial comercial de la compañía SLM®. El número de máquinas de cada tipo es tres para el MT1, dos para el MT2 y dos para el MT3 (ver la esquina derecha de la figura 8-e). Las especificaciones de las piezas y de las máquinas consideradas están detalladas en la tabla 6 y en la tabla 7, respectivamente. A continuación, se detalla el procedimiento para el procesamiento de pedidos de piezas siguiendo la secuencia de subproblemas descrita en la figura 8.

Tabla 6: especificaciones de las piezas empleadas en el caso de ejemplo.

| Pieza | Altura (cm) | Grosor (cm) | Longitud (cm) | Área (cm ²) | Fecha de entrega (t) |
|-------|-------------|-------------|---------------|-------------------------|----------------------|
| P1 | 16.7 | 18.8 | 16.0 | 300.8 | 305.90 |
| P2 | 8.8 | 6.7 | 22.8 | 152.8 | 282.18 |
| P3 | 20.3 | 9.3 | 2.1 | 19.5 | 378.25 |
| P4 | 7.4 | 21.6 | 3.9 | 84.2 | 214.67 |
| P5 | 27.3 | 14.9 | 4.1 | 61.1 | 148.98 |
| P6 | 25.8 | 23.2 | 12.9 | 299.3 | 576.18 |
| P7 | 24.6 | 7.3 | 12.6 | 92.0 | 509.62 |
| P8 | 3.5 | 24.6 | 15.3 | 376.4 | 211.63 |
| P9 | 20.4 | 20.5 | 1.0 | 20.5 | 330.87 |
| P10 | 23.3 | 6.8 | 13.4 | 91.1 | 387.98 |
| P11 | 25.2 | 8.4 | 21.6 | 181.4 | 575.72 |
| P12 | 10.9 | 23.2 | 3.2 | 74.2 | 177.55 |

Tabla 7: especificaciones de los tipos de máquina empleados en el caso de ejemplo.

| Tipo de máquina | Altura (cm) | Grosor (cm) | Longitud (cm) | Área (cm ²) | Veloc. de impresión (cm ³ /h) |
|-----------------|-------------|-------------|---------------|-------------------------|--|
| MT1 | 12.5 | 25 | 25 | 625 | 88 |
| MT2 | 32.5 | 25 | 30 | 750 | 32,4 |
| MT3 | 36.5 | 28 | 32 | 896 | 25 |

Grouping: se crean dos grupos de piezas tratando de juntar piezas con altura similar (ver tabla 6). En el conjunto de piezas aceptadas (parte izquierda de la figura 8) y en la figura 8-a, las piezas están coloreadas en gris o en blanco dependiendo de su altura. Fabricar piezas con una altura similar permite incrementar significativamente la eficiencia de un proceso de SLM.

Matching: cada grupo se empareja con aquellos tipos de máquinas cuyas dimensiones son mayores que las de la pieza más grande de cada grupo. El tipo de máquina 1 (MT1) no se puede emparejar con el grupo 2 porque las alturas de las piezas en ese grupo son mayores que la altura

máxima que puede fabricar este tipo de máquinas (ver tablas 6 y 7). Sin embargo, el grupo 1 se puede emparejar tanto con el MT1, el MT2 o el MT3 puesto que sus piezas son más pequeñas y son compatibles con las especificaciones de todos esos tipos. Los grupos de piezas creados y los tipos de máquinas compatibles se muestran en la tabla 8 y en la figura 8-b.

Tabla 8: grupos de piezas creados.

| Grupo | Piezas | Tipos de máquina factibles | Tipo de máquina seleccionado |
|-------|----------------------------------|----------------------------|------------------------------|
| 1 | P2, P4, P8, P12 | MT1, MT2, MT3 | MT1 |
| 2 | P1, P3, P5, P6, P7, P9, P10, P11 | MT2, MT3 | MT2 |

Machine type selection: la selección de un tipo de máquina particular para cada grupo sigue el siguiente criterio de eficiencia: se elegirá el tipo de máquina más rápido de entre los tipos factibles (*i. e.* aquel con mayor velocidad de impresión – ver tabla 7). Por lo tanto, se selecciona el MT1 para el grupo 1 y el MT2 para el grupo 2 (ver tabla 8 y figura 8-b).

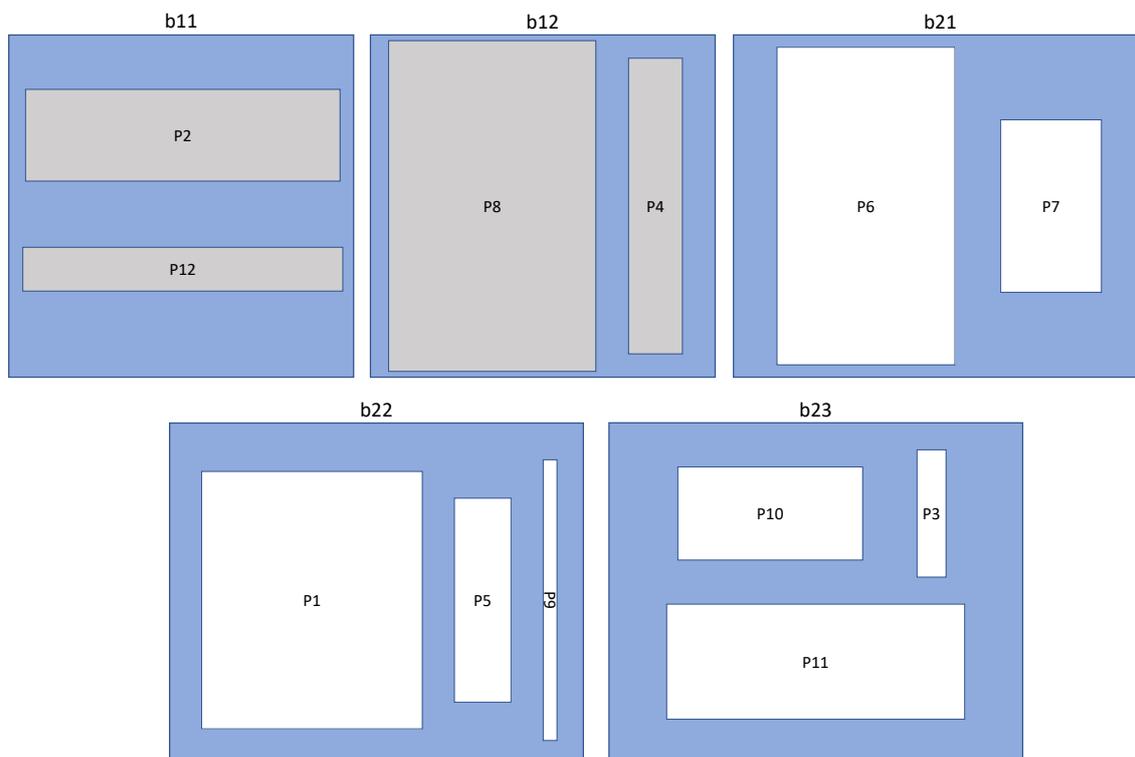


Figura 9: disposición de piezas en lotes.

Build allocation y Placement: una vez que los tipos de máquina se han asignado a los grupos de piezas, la asignación de piezas a lotes y la distribución de estas piezas en los lotes correspondientes pueden ser determinados. En este caso, utilizaremos una adaptación del algoritmo de *nesting* propuesto en De Antón et al. (2020) para resolver ambos problemas de manera integral. La heurística presentada en este trabajo toma las dimensiones de las piezas y de las máquinas como datos de entrada y devuelve las distribuciones de piezas en cada lote. Así, las piezas en el grupo 1 se distribuyen en dos lotes (*i. e.* lotes b11 y b12), mientras que se crean

tres lotes (*i. e.* b21, b22 y b23) para las piezas en el grupo 2 (ver tabla 9 y figura 8-c). Igualmente, se obtiene la disposición de las piezas en los siete lotes (ver figura 9).

Machine allocation: la disponibilidad de las máquinas se comprueba en el momento de asignar lotes a máquinas (*i. e.* $t=0$). En este caso, se asume que la máquina MT1-B no está disponible en el momento de hacer la planificación, por lo que no se considera para la asignación (ver tabla 10). El primer criterio de selección que se utiliza en este caso de ejemplo es el equilibrado de cargas de trabajo entre máquinas, mientras que el segundo es el tiempo de uso histórico de las máquinas. De acuerdo con esto, primero se tratará de asignar los lotes a máquinas ociosas para equilibrar las cargas de trabajo. De no haber máquinas ociosas, el lote se asignará a la máquina con menor número de horas de trabajo acumuladas. En el caso de ejemplo que estamos tratando, hay dos máquinas de tipo 1 (MT1-A y MT1-C) y dos máquinas de tipo 2 (MT2-A y MT2-B) que están disponibles. La asignación de lotes a máquinas se muestra en la figura 8-d y en la tabla 10.

Sequencing: la secuencia en la que los lotes serán procesados se determina con el objetivo de minimizar la tardanza total de los pedidos de piezas. Puesto que en fabricación aditiva las piezas en un mismo lote no pueden retirarse de la superficie de fabricación hasta que el lote haya sido completado, la fecha de entrega de un lote estará determinada por la fecha de entrega más temprana de las piezas en el lote. Por lo tanto, para cada máquina, los lotes se secuencian en orden creciente de fechas de entrega. En el caso de ejemplo, se observa que las máquinas MT1-A, MT1-C y MT2-B solamente tienen un lote asignado (*i. e.* b11, b12 y b22, respectivamente), por lo que la secuenciación es innecesaria. No obstante, la secuencia de los lotes b21 y b23 en la máquina MT2-A debe ser determinada según el criterio anterior (ver figura 8-d y tabla 11).

Timing: este problema se resuelve bajo el mismo criterio de minimización de la tardanza, por lo que se considera que la fabricación de los lotes empezará tan pronto como sea posible (ver figura 8-d).

Tabla 9: asignación de piezas a lotes.

| Grupo | Lote | Piezas |
|-------|------|--------------|
| 1 | b11 | P2, P12 |
| 1 | b12 | P4, P8 |
| 2 | b21 | P6, P7 |
| 2 | b22 | P1, P5, P9 |
| 2 | b23 | P3, P10, P11 |

Tabla 10: asignación de lotes a máquinas.

| Máquinas | Disponibles en $t=0$ | Lotes asignados |
|----------|----------------------|-----------------|
| MT1-A | ✓ | b11 |
| MT1-B | - | - |
| MT1-C | ✓ | b12 |
| MT2-A | ✓ | b21, b23 |
| MT2-B | ✓ | b22 |

Tabla 11: secuencia de lotes en máquinas.

| Máquinas | Lotes | Secuencia |
|----------|----------|-----------|
| MT1-A | b11 | - |
| MT1-C | b12 | - |
| MT2-A | b21, b23 | b23 – b21 |
| MT2-B | b22 | - |

4.2. Revisión de la literatura bajo el marco propuesto

En esta sección presentamos una revisión de los principales trabajos sobre planificación de la producción en sistemas de fabricación aditiva que pretende mostrar la utilidad del marco

propuesto. Los modelos introducidos en estos trabajos se clasifican bajo el marco de acuerdo con una codificación específica. Además, se proponen dos nuevas variables de clasificación relacionadas con el contexto de fabricación para ampliar el estudio de estos modelos. La subsección 4.2.1 presenta la metodología de búsqueda empleada para seleccionar los artículos relevantes para la revisión. La codificación desarrollada para el marco y los criterios de clasificación adicionales se describen en la subsección 4.2.2. Por último, en la subsección 4.2.3 se analizan los resultados obtenidos en la revisión.

4.2.1. Metodología de búsqueda

La revisión pretende demostrar la utilidad del marco propuesto para analizar la estructura que subyace en los modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva. Empleamos la nomenclatura propuesta por Oh et al. (2020) para seleccionar los modelos relevantes para la revisión. Esta nomenclatura clasifica los modelos según estos se centren en *nesting* (NfAM – *Nesting for AM*), en *scheduling* (SfAM– *Scheduling for AM*) o presenten un enfoque integral de ambos (NSfAM– *Nesting and Scheduling for AM*). Al igual que en la revisión de Oh et al. (2020), este estudio está limitado a aquellos trabajos que presenten modelos o formulaciones prácticas para el problema de planificación operativa de la producción en fabricación aditiva. Los trabajos exclusivamente teóricos o de revisión no serán considerados para el estudio.

Los trabajos seleccionados para la revisión deben pertenecer a las categorías NSfAM y SfAM. Los problemas de *nesting* puro (*i. e.* NfAM) no se incluyen dado que se restringen únicamente a los aspectos de empaquetado y no abordan los problemas de programación de tareas en profundidad. Puesto que en el trabajo de Oh et al. (2020) se presenta una revisión exhaustiva de los trabajos sobre *nesting* y *scheduling* en fabricación aditiva, la mayoría de los trabajos que ellos clasifican como NSfAM y SfAM serán incluidos en nuestra revisión. Los únicos trabajos de SfAM que se quedan fuera de nuestra selección son aquellos que no abordan la asignación de piezas a lotes, ya que esos trabajos proporcionan formulaciones más genéricas que no plasman toda la complejidad del contexto de fabricación aditiva. De acuerdo con estos criterios de selección, incluimos 23 artículos de la revisión presentada en Oh et al. (2020). Para ampliar y actualizar la revisión con trabajos más recientes, realizamos una búsqueda de literatura científica combinando las expresiones “additive manufactur*”, “3D print*”, “production planning”, “production scheduling”, “nesting”, “scheduling” y “packing” con los operadores lógicos AND y OR. La manera en la que se combinaron estas expresiones se representa en la tabla 12.

Tabla 12: palabras clave para la revisión de la literatura. Adaptado de De Antón et al. (2023).

| Primera palabra clave | | Segunda palabra clave | | Tercera palabra clave |
|-------------------------|-----|------------------------|-----|-----------------------|
| additive manufactur* OR | | production planning OR | | scheduling OR |
| 3D print* | AND | production scheduling | AND | nesting OR |
| | | | | packing |

La primera búsqueda se realizó en septiembre de 2022 y, más tarde, se repitió en julio de 2024 para incorporar las contribuciones más recientes. Las bases de datos científicas que se utilizaron fueron Scopus (todos los campos) y Web of Science (todos los campos). Tras eliminar los artículos duplicados y los que ya habían sido incluidos en la revisión de Oh et al. (2020), y excluyendo aquellos que no cumplían los criterios de selección indicados previamente, obtuvimos 24 nuevos

artículos. Por lo tanto, un total de 47 artículos fueron seleccionados para la revisión. Puesto que el marco puede ser aplicado a cualquier contexto de fabricación aditiva, los trabajos que presenten distintos modelos para contextos de fabricación diferentes se analizarán por separado. Este es el caso del trabajo de Kucukkoc (2019), en el que se proponen tres formulaciones distintas para tres configuraciones de máquinas distintas (ver subsección 4.2.2). Finalmente, se analizaron 49 modelos para la revisión.

4.2.2. Codificación para el marco

Desarrollamos una estrategia de codificación para clasificar los modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva según el marco. Esta codificación se basa en los ocho subproblemas que componen el marco y en su organización en cuatro fases de planificación. Antes de presentar las reglas para la codificación, es importante hacer una aclaración con respecto al orden de los subproblemas. En la subsección 4.1.3, los subproblemas se han presentado siguiendo la secuencia esperada en el procesamiento de órdenes de fabricación. No obstante, no todos los modelos estarán obligados a ajustarse a esa secuencia.

Con la intención de mantener bajo el nivel de abstracción, se emplean las iniciales de los nombres de los subproblemas para la codificación. Las iniciales que se emplearán se muestran entre paréntesis junto al nombre de los subproblemas en la columna 1 de la tabla 5. La organización de los subproblemas en cuatro fases de planificación se representa mediante una barra vertical ‘|’ para indicar la separación entre fases. Las dos reglas que definen la estrategia de codificación son las siguientes:

- Si ninguno de los subproblemas de una misma fase está incluido, se emplea un guion ‘-’ para indicar que esa fase no se considera.
- Si alguno de los subproblemas en la misma fase está incluido, se indican únicamente las iniciales de los problemas incluidos.

La clasificación de los trabajos analizados en la revisión se proporciona en la tabla 13. A modo de ejemplo, la codificación de un modelo que incluya todos los subproblemas del marco sería: “Gr | M,Se | Ba,Pl | Ma,Sq,Ti”. En cambio, un modelo que no aborde la fase *Part-AM Machine* y que no incluya el subproblema *Timing* en la fase *Build-AM Machine* se codificaría como: “Gr | - | Ba,Pl | Ma,Sq”. Esta sencilla estrategia de codificación permite resumir una gran cantidad de información empleando un número reducido de símbolos.

En la tabla 13, la codificación anterior se emplea para ilustrar la aplicación del marco propuesto a la literatura sobre planificación de la producción en fabricación aditiva. Se emplean ocho columnas para indicar qué subproblemas aparecen en cada modelo. Estas columnas reciben los nombres de las iniciales de los subproblemas. La columna “Esquema” expresa el enfoque de los modelos al problema de planificación de la producción mediante la codificación propuesta. Además, se introducen dos variables complementarias que permiten comprender mejor la estructura de los modelos. La primera se indica en la columna “Configuración de máquina” y permite indicar el tipo de contexto de producción abordado por el modelo en relación con las características de las máquinas. La segunda evalúa la estrategia seguida para resolver la planificación de las máquinas de fabricación aditiva y se indica en la columna “Enfoque de planificación”. Estas dos variables se explican en detalle en los párrafos posteriores. La última columna muestra el tipo de proceso de fabricación aditiva para el que ha sido desarrollado el modelo correspondiente. En los trabajos revisados se identifican tres tipos de procesos: fusión

de lecho de polvo (PBF), extrusión de material (ME) y fotopolimerización en tanque o cuba (VP). Estos procesos son los más estudiados en fabricación aditiva puesto que tienen una mayor adopción en la industria.

Tabla 13: revisión de los modelos de planificación operativa de la producción en fabricación aditiva bajo el marco propuesto. Adaptado y ampliado de De Antón et al. (2023).

| Modelo | Configuración de máquina | Enfoque de planificación | Gr | M | Se | Ba | Pl | Ma | Sq | Ti | Esquema | Proceso de FA |
|------------------------------------|--------------------------|--------------------------|----|---|----|----|----|----|----|----|------------------------------|---------------|
| (Freens et al., 2016) | Rm | Hol | - | - | - | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - - Ba,Pl Ma | PBF |
| (Kucukkoc et al., 2016) | Rm | Hol | - | ✓ | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - M Ba Sq, Ti | PBF |
| (Q. Li et al., 2017) | Rm | Hol | ✓ | ✓ | - | ✓ | - | ✓ | - | - | - M Ba Ma | PBF |
| (Ransikarbun et al., 2017) | Rm | Hol | - | ✓ | - | ✓ | - | ✓ | - | - | - M Ba Ma | ME |
| (Chergui et al., 2018) | Pm | Hol | - | - | - | ✓ | ✓ | - | ✓ | ✓ | - - Ba,Pl Sq,Ti | PBF |
| (Dvorak et al., 2018) | Rm | Hol | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | Gr M,Se Ba,Pl Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Fera et al., 2018) | s | - | - | - | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - - Ba Sq,Ti | PBF |
| (Zhao et al., 2018) | Rm | Hol | - | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | - | ✓ | - | - M,Se Ba,Pl Sq | ME, VP & PBF |
| (Gopsill & Hicks, 2018) | Pm | Hol | - | - | - | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | - - Ba,Pl Ma | ME |
| (Kucukkoc et al., 2018) | Rm | Hol | - | ✓ | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - M Ba Sq, Ti | PBF |
| (Oh et al., 2018) | Rm | Hol | - | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | - | ✓ | ✓ | - M,Se Ba,Pl Sq,Ti | VP |
| (H. J. Kim, 2018) | Pm | Hol | ✓ | - | - | ✓ | - | ✓ | ✓ | ✓ | Gr - Ba Ma,Sq,Ti | ME |
| (Luzon & Khmel'nitsky, 2018) | s | - | - | - | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - - Ba Sq,Ti | PBF |
| (Kucukkoc, 2019) | Rm | Hol | - | ✓ | ✓ | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - M,Se Ba Sq,Ti | PBF |
| (Kucukkoc, 2019) | Pm | Hol | - | - | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - - Ba Sq,Ti | PBF |
| (Kucukkoc, 2019) | s | - | - | - | - | ✓ | - | - | ✓ | ✓ | - - Ba Sq,Ti | PBF |
| (Q. Li, Zhang, & Kucukkoc, 2019) | Rm | Ind | - | - | - | ✓ | ✓ | - | ✓ | ✓ | - - Ba,Pl Sq,Ti | PBF |
| (Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019) | Rm | Hol | - | - | - | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | - - Ba,Pl Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Wang et al., 2019a) | Rm | Ind | - | - | - | ✓ | ✓ | - | ✓ | - | - - Ba,Pl Sq | ME |
| (Kapadia et al., 2019) | Pm | Hol | - | - | - | ✓ | ✓ | - | ✓ | ✓ | - - Ba,Pl Sq,Ti | PBF |
| (Oh, Zhou, et al., 2020) | s | - | - | - | - | ✓ | ✓ | - | ✓ | ✓ | - - Ba,Pl Sq,Ti | VP |
| (Ransikarbun et al., 2020) | Rm | Hol | - | ✓ | - | ✓ | - | ✓ | - | - | - M Ba Ma | ME, VP & PBF |

4. Marco para el proceso de planificación de la producción en fabricación aditiva

| | | | | | | | | | | | | |
|------------------------------------|----|-----|---|---|---|---|---|---|---|--------------------------|------------------------------|-----|
| (Fera et al., 2020) | s | - | - | - | √ | - | - | √ | √ | - - Ba Sq,Ti | PBF | |
| (J. Zhang et al., 2020) | Pm | Hol | - | - | √ | √ | √ | √ | √ | - - Ba,PI Ma,Sq,Ti | VP | |
| (Tavakkoli-Moghaddam et al., 2020) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | - | - | √ | √ | - M,Se Ba Sq,Ti | PBF |
| (Yilmaz, 2020) | Rm | Hol | - | √ | - | √ | - | √ | - | - | - M Ba Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Kucukkoc et al., 2021) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | √ | - | √ | √ | - M,Se Ba,PI Sq,Ti | PBF |
| (Zipfel et al., 2021) | Rm | Hol | √ | √ | - | √ | √ | - | √ | √ | Gr M,Se Ba Sq,Ti | PBF |
| (Aloui & Hadj-Hamou, 2021) | Rm | Ind | - | - | - | √ | √ | - | √ | √ | - - Ba,PI Sq,Ti | PBF |
| (Che et al., 2021) | Rm | Hol | - | - | √ | √ | √ | √ | √ | √ | - Se Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Tevhide Altekin & Bukchin, 2021) | Rm | Hol | - | √ | - | √ | - | √ | √ | √ | - M Ba Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Kapadia et al., 2021) | Pm | Hol | - | - | - | √ | √ | √ | √ | √ | - - Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Rohaninejad et al., 2021) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | - | √ | √ | √ | - M,Se Ba Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Alicastro et al., 2021) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | - | √ | √ | √ | - M,Se Ba Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Arik & Arik, 2022) | s | - | - | - | - | √ | √ | - | √ | √ | - - Ba,PI Sq,Ti | PBF |
| (K.-C. Ying et al., 2022) | s | - | - | - | - | √ | √ | - | √ | √ | - - Ba,PI Sq,Ti | ME |
| (Tafakkori et al., 2022) | Rm | Hol | √ | - | √ | √ | √ | √ | - | - | Gr Se Ba, PI Ma | ME |
| (Y. J. Kim & Kim, 2022) | Rm | Hol | √ | √ | - | √ | - | √ | √ | √ | Gr M, Ba Ma, Sq, Ti | N/S |
| (He et al., 2022) | Rm | Hol | √ | √ | - | √ | - | √ | - | - | Gr M Ba Ma | VP |
| (Makanda et al., 2022) | Rm | Hol | - | √ | - | √ | √ | √ | - | - | - M Ba,PI Ma | ME |
| (Yu et al., 2022) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | √ | - | √ | - | - M,Se Ba,PI Sq | PBF |
| (Wu et al., 2022) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | √ | √ | √ | √ | - M,Se Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Hu et al., 2022) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | √ | √ | √ | √ | - M,Se Ba,PI Sq,Ti | PBF |
| (Rohaninejad et al., 2022) | Rm | Hol | √ | √ | √ | √ | - | - | √ | √ | Gr M,Se Ba Sq,Ti | PBF |
| (Lu et al., 2023) | Rm | Hol | - | √ | √ | √ | √ | √ | √ | √ | - M,Se Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Lee & Kim, 2023) | Pm | Hol | - | - | - | √ | √ | √ | √ | √ | - - Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Zipfel et al., 2024) | Rm | Hol | √ | √ | √ | √ | √ | √ | √ | √ | Gr M,Se Ba,PI Ma,Sq,Ti | PBF |
| (Mao et al., 2024) | s | - | - | - | - | √ | √ | - | √ | √ | - - Ba,PI Sq,Ti | PBF |

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------------------------|-----------|------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|--|---|--|-------|--|----------|----------|
| (Nascimento et al., 2024) | <i>Pm</i> | <i>Hol</i> | - | - | - | √ | √ | √ | √ | √ | - | | - | | Ba,PI | | Ma,Sq,Ti | VP & PBF |
|---------------------------|-----------|------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|--|---|--|-------|--|----------|----------|

De acuerdo con Kucukkoc (2019), tres configuraciones de máquina diferentes pueden contemplarse en el problema de programación de la producción en fabricación aditiva: una sola máquina (*s*), máquinas paralelas idénticas (*Pm*) y máquinas paralelas no idénticas (*Rm*). De este modo, el parámetro *s* se emplea para describir el problema de planificación de la producción para una única máquina, mientras que los parámetros *Pm* y *Rm* describen la planificación de la producción para varias máquinas con las mismas características y para varias máquinas con diferentes características, respectivamente. Estas tres configuraciones se emplean para clasificar los modelos según el contexto de producción que describen; esto es, los modelos serán de tipo *s*, *Pm* o *Rm* según el número y la naturaleza de las máquinas consideradas. Si un mismo trabajo desarrolla modelos diferentes para configuraciones de máquinas distintas, cada modelo se considerará de manera independiente en la revisión (p. ej. el trabajo de Kucukkoc (2019)).

Mientras que la variable para la configuración de máquina permite identificar el contexto de producción para el que se debe determinar la planificación, esta no proporciona información acerca del enfoque que se aplica a la hora de realizar esa planificación. Definimos una nueva variable para indicar el enfoque de planificación específico presentado por un modelo concreto (columna 3 de la tabla 13). Un modelo puede describir un contexto con varias máquinas no idénticas, pero en el que la planificación se resuelve mediante la programación de la producción de cada máquina individual de una en una. Esta estrategia individual solo se centra en la utilización eficiente de las máquinas y no aborda aspectos como la distribución equilibrada de cargas de trabajo o la minimización del tiempo total de procesamiento (*i. e.* el *makespan*). Por el contrario, el enfoque de planificación puede perseguir la obtención de un plan de producción integral que resuelva la programación conjunta de todas las máquinas al mismo tiempo. Esta estrategia holística está más orientada a la optimización de los tiempos de procesamiento; generalmente, buscará la minimización del *makespan* o la entrega puntual de los pedidos. En la tabla 13, la abreviatura *Ind* se empleará para indicar que el modelo aplica una estrategia individual y la abreviatura *Hol* indicará que se plantea una estrategia holística.

4.2.3. Discusión de los resultados de la revisión

La clasificación presentada en la tabla 13 permite analizar el alcance, el enfoque y la estructura de los modelos más relevantes para la planificación operativa de la producción en sistemas de fabricación aditiva. A su vez, esto permite encontrar similitudes entre los modelos y facilita las comparaciones entre ellos. Los 49 modelos revisados se estudian bajo el marco para analizar su estructura de subproblemas y las particularidades que presentan en cada fase de planificación. En esta subsección se analizan las estructuras encontradas en los modelos, así como la influencia de la configuración de máquinas y del enfoque de planificación.

En lo relativo a la fase de planificación *Part*, que se centra en cómo agrupar las piezas para mejorar su procesamiento en sistemas de fabricación aditiva, el subproblema *Grouping* solamente se aborda en nueve modelos. En estos trabajos, las piezas son agrupadas según características comunes, como el tipo de producto (Dvorak et al., 2018; Zipfel et al., 2021), los requisitos de calidad (Zipfel et al., 2021, 2024), altura similar (Wang et al., 2019b), localización próxima (Tafakkori et al., 2022), mismo material (J. He et al., 2022; Y. J. Kim & Kim, 2022; Rohaninejad et al., 2022; Zipfel et al., 2024) o tiempo de preparación (H. J. Kim, 2018).

En la fase *Part-AM Machine*, el problema consiste en cómo seleccionar las máquinas adecuadas para cada pieza o grupo de piezas. De acuerdo con esto, el subproblema *Matching* se incluye en más de la mitad de los modelos (25). De esos 25 modelos, el *Machine type selection* aparece en 16 de ellos. Como se podía anticipar, ambos subproblemas únicamente aparecen en modelos con una configuración de máquinas *Rm*. Para configuraciones *Pm* o *s*, se asume que todas las máquinas pueden fabricar cualquiera de las piezas.

En cuanto a la fase *Part-Build*, el análisis se centra en cómo asignar y disponer diversas piezas en múltiples lotes. Como cabría esperar, el *Batch allocation* se incluye en todos los modelos. Esto tiene sentido dado que este subproblema es el núcleo de la planificación operativa de la producción en fabricación aditiva por ser común tanto para *nesting* como para *scheduling*. La disposición específica de las piezas en lotes (*i. e. el Placement*) se aborda en 29 modelos. Estos modelos pueden, además, desarrollar estrategias para la orientación de las piezas (Hu et al., 2022; Lee & Kim, 2023; Lu et al., 2023; Makanda et al., 2022; Oh et al., 2018; Oh, Zhou, et al., 2020; Tafakkori et al., 2022; Wu et al., 2022; Yu et al., 2022) y permitir la rotación de las piezas durante el proceso de empaquetado (Arik & Arik, 2022; Che et al., 2021; Dvorak et al., 2018; Gopsill & Hicks, 2018; Hu et al., 2022; Kapadia et al., 2021; Lee & Kim, 2023; Lu et al., 2023; Wu et al., 2022; Yu et al., 2022; J. Zhang et al., 2020; Zipfel et al., 2024).

Por último, en la fase *Build-AM Machine*, la decisión que debe tomarse afecta a la secuenciación de lotes en máquinas disponibles. La asignación de lotes a máquinas basada en la disponibilidad de las máquinas (*i. e. el Machine allocation*) se contempla en 25 de los modelos que presentan una configuración de máquina *Rm* o *Pm*. Además, todos estos modelos presentan un enfoque de planificación holístico (*Hol*). Los subproblemas de secuenciación (*Sequencing*) y temporización (*Timing*) aparece en la mayoría de los modelos; únicamente nueve no incluyen ninguno de estos dos subproblemas. A pesar de que las reglas de programación habituales son FIFO (*first-in-first-out*) para la secuenciación y ASAP (*as-soon-as-possible*) para la temporización, algunos trabajos desarrollan estrategias específicas para estos subproblemas (Alicastro et al., 2021; Arik & Arik, 2022; Dvorak et al., 2018; Hu et al., 2022; Kapadia et al., 2019; Y. J. Kim & Kim, 2022; Lee & Kim, 2023; Q. Li, Zhang, & Kucukkoc, 2019; Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019; Lu et al., 2023; Mao et al., 2024; Nascimento et al., 2024; Ying et al., 2022; Yu et al., 2022; Zipfel et al., 2024).

En lo referente a la configuración de máquinas y al enfoque de planificación, se aprecia con claridad que la estructura de modelo más repetida presenta un contexto con diversas máquinas no idénticas (*Rm*) cuya planificación se resuelve empleando una estrategia holística (*Hol*). Esto demuestra que la mayoría de los modelos tratan de reproducir contextos complejos de fabricación aditiva y proponen una optimización integral de los sistemas de producción. Además, cabe destacar que los únicos modelos que incorporan los ocho subproblemas incluidos en el marco son los propuestos en Dvorak et al. (2018) y en Zipfel et al. (2024); ambos del tipo *Rm* y *Hol*.

El hecho de que únicamente 5 de los 49 modelos analizados introduzcan aspectos logísticos (Dvorak et al., 2018; Ransikarbum et al., 2020; Tafakkori et al., 2022; Wu et al., 2022; Yilmaz, 2020) y solamente 5 modelos incorporen la aceptación de pedidos al problema de planificación de la producción (Kapadia et al., 2021; Q. Li, Zhang, & Kucukkoc, 2019; Q. Li, Zhang, Wang, et al., 2019; Tafakkori et al., 2022; Wu et al., 2022) refuerza la afirmación previa de que los modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva se centran principalmente en aspectos de fabricación. No obstante, cabe destacar que en los trabajos más recientes sobre planificación en

fabricación aditiva se aprecia una tendencia creciente a ampliar el alcance para analizar el problema conjunto de fabricación y transporte (p. ej. Dwivedi et al. (2023), Kucukkoc (2023, 2024)).

En este capítulo hemos comenzado destacando la necesidad de desagregar los problemas de *nesting* y *scheduling* en subproblemas debido a la ausencia de marcos de estas características que habíamos identificado en la sección 2.1. La contribución que presentamos para cubrir esa brecha de conocimiento es la propuesta de un marco a nivel de subproblema para la planificación de la producción en fabricación aditiva. El marco se compone de la definición de un total de ocho subproblemas organizados en cuatro fases de planificación que pretenden abarcar el procesamiento de pedidos de fabricación aditiva desde que han sido aceptados hasta que se ha completado su fabricación. Una vez definido el marco, hemos desarrollado una revisión de los principales trabajos que han presentado modelos para abordar la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo. Los modelos han sido clasificados bajo el marco propuesto —para lo que se ha definido una codificación específica— y se han analizado los resultados obtenidos. Esta revisión y clasificación suponen una contribución original de esta investigación.

CAPÍTULO 5:
SUBASTA COMBINATORIA PARA UN
MERCADO DE FABRICACIÓN ADITIVA

5. Subasta combinatoria para un mercado de fabricación aditiva

El objetivo de este capítulo es presentar el diseño de un mecanismo de coordinación para una plataforma electrónica que aloje un mercado de componentes de fabricación aditiva. El mecanismo propuesto es una subasta diseñada para resolver la asignación y la fijación de precios de tal manera que busque la maximización del bienestar social del mercado. Además, el diseño de la subasta pretende aprovechar las características específicas del mercado de fabricación aditiva para obtener un mecanismo de asignación eficiente.

En el capítulo 2 revisamos las propuestas de mecanismos de subasta para regular mercados de fabricación aditiva y observamos que no explotaban completamente las posibilidades que ofrece un mercado de estas características. Concretamente, apreciamos que estos mecanismos centralizaban en exceso el lado de la oferta, no permitían pujas combinatorias y requerían la revelación de información sensible para lograr asignaciones eficientes. Estas propiedades no permitían aprovechar la ventaja de la fabricación aditiva de poder combinar piezas heterogéneas en la misma máquina de fabricación. Además, presentaban un conflicto de revelación de información privada por parte de los postores.

Tras haber revisado las distintas variantes de subastas en el capítulo 3, advertimos que las oportunidades mencionadas en el párrafo anterior pueden aprovecharse mediante un diseño de subasta que combine diversas de esas variantes. En este sentido, la excesiva centralización de la oferta podría eliminarse mediante una configuración de subasta doble en la que ambos lados del mercado envíen pujas de compra y/o de oferta. Igualmente, una subasta combinatoria proporcionaría a los proveedores la posibilidad de pujar por las mejores combinaciones de pedidos para incrementar la productividad de sus máquinas. Por último, un diseño iterativo de la subasta combinatoria permitiría obtener una asignación eficiente sin la necesidad de que los participantes revelasen información sensible. Según la teoría de subastas, el mecanismo que acabamos de describir se corresponde con una subasta combinatoria doble iterativa (Biswas & Narahari, 2010a; Narahari & Dayama, 2005); el tipo de subasta que hemos revisado en la sección 3.6.

La propuesta de subasta combinatoria doble iterativa que presentamos en este capítulo se trata, hasta donde alcanza nuestro conocimiento, de la primera propuesta de subasta combinatoria para coordinar oferta y demanda en un mercado de fabricación aditiva. El capítulo está organizado en dos secciones: en la primera (5.1) se especifican las características de la subasta y se detalla su formulación matemática; en la segunda (5.2) se desarrolla un algoritmo para la implementación de la subasta y se analizan sus propiedades.

5.1. Diseño de la subasta

El mercado de componentes de fabricación aditiva que se analiza en este trabajo es un mercado bilateral que congrega a compañías demandantes de estos componentes y a compañías proveedoras de servicios de fabricación aditiva. En este tipo de mercado, los demandantes solicitarán pedidos de piezas para su fabricación aditiva y los proveedores competirán por conseguir que se les asigne la fabricación de uno o varios pedidos de piezas. Puesto que el

mecanismo empleado para resolver el mercado es una subasta combinatoria doble, existirá un tercer agente —llamado plataforma o subastador— que se encargará de coordinar las transacciones entre compradores y vendedores.

A continuación, presentamos un esquema de la dinámica de la subasta en el mercado que acabamos de describir. En primer lugar, cada compañía demandante enviará a la plataforma una puja de compra en la que indicará el pedido de piezas que desea adquirir y el precio que ofrece por ese pedido. Más tarde, los proveedores enviarán pujas de venta indicando las combinaciones de pedidos que más les interesa producir y el dinero que desean recibir por ese servicio. En principio, cada proveedor participante en la subasta dispondrá de ciertos recursos para la fabricación de una o más combinaciones de pedidos. La información sobre esos recursos (es decir, el número de máquinas disponibles y sus características) no se revela a la plataforma. A la hora de determinar sus pujas de oferta, los proveedores tendrán en cuenta la disponibilidad de sus recursos para determinar la combinación de pedidos de distintos demandantes que les permita optimizar la capacidad de sus máquinas. Una vez que las pujas de compra de los demandantes y las pujas de oferta de los proveedores han sido enviadas, la plataforma resuelve la asignación de pedidos a través de un proceso de subasta iterativo. Este procedimiento de la subasta se detalla en profundidad en la subsección 5.1.2.

La figura 10 muestra un ejemplo de este esquema de mercado para un caso sencillo con cinco pedidos y tres proveedores. Cada proveedor, después de evaluar las posibles combinaciones dada la disponibilidad de sus propios recursos, puja por una o varias combinaciones de pedidos. El proveedor 1, tras observar que dispone de dos máquinas en las que puede programar los pedidos 1, 2, 3 y 4, puja para obtener la fabricación de las combinaciones {2, 3} y {1, 4}. El proveedor 2 dispone de una máquina de gran tamaño y puja por la combinación {2, 3, 5}. El proveedor 3 puja por la combinación {1, 2}, pues es la única que puede programar en su máquina.

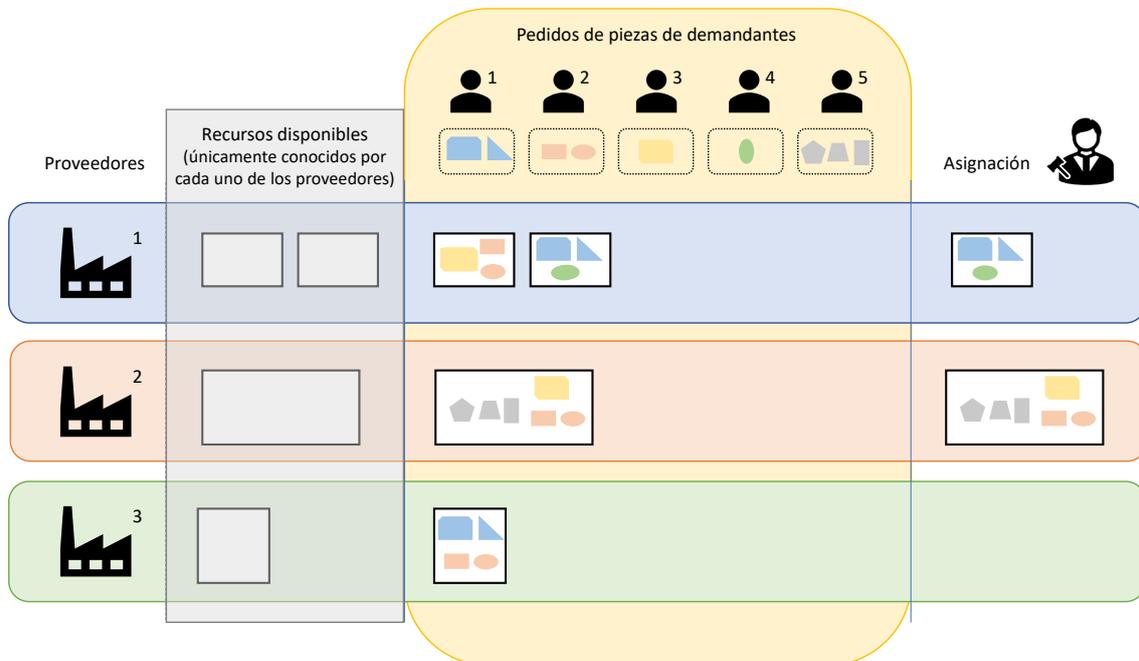


Figura 10: esquema del funcionamiento de la subasta combinatoria para un mercado de fabricación aditiva.

El procedimiento de la subasta consta de varias rondas. Al final de cada ronda, el subastador hace una asignación provisional de pedidos a proveedores en base a los precios de las pujas

actuales. Al iniciar la ronda siguiente, se ofrece la posibilidad a demandantes y proveedores de que actualicen los precios de las pujas que han enviado, con lo que se obtiene una nueva asignación provisional a partir de esos nuevos precios. Este proceso se va repitiendo y, tras un número determinado de rondas, el subastador anuncia que la asignación ya es final y se cierra la subasta. La asignación final mostrada en el ejemplo de la figura 10 otorgaría al proveedor 1 la fabricación del lote {1, 4} y al proveedor 2 la fabricación del lote {2, 3, 5}. En este caso, el proveedor 3 no obtendría la fabricación de ningún pedido. A partir de esa asignación final, el subastador comunica a cada cliente el precio final que deberá pagar por el ítem solicitado, y a cada proveedor el precio final que cobrará por cada lote de ítems asignado.

El mecanismo diseñado en este trabajo ofrece ventajas para ambos lados del mercado de fabricación aditiva. Por un lado, los demandantes de componentes de fabricación aditiva pueden acceder de manera sencilla a un gran número de proveedores sin la necesidad de negociar las transacciones con cada uno de ellos individualmente. Por el otro lado, los proveedores de fabricación aditiva pueden incrementar sus volúmenes de producción de una forma eficiente, ya que se les ofrece la posibilidad de combinar pedidos de diversos clientes para optimizar la capacidad de sus máquinas. Además, la plataforma proporciona el incentivo tanto a demandantes como a proveedores de poder lograr asignaciones rentables sin tener que revelar información sensible.

5.1.1. Características de la subasta

Al contrario que los sistemas de fabricación tradicionales, en los que las piezas se procesan individualmente y de manera secuencial, la fabricación aditiva presenta complementariedad en la fabricación de piezas (Bogers et al., 2016; de Antón et al., 2020; Y. J. Kim & Kim, 2022). Esto ocurre cuando fabricar una combinación de pedidos de diferentes compradores en la misma superficie de fabricación resulta más eficiente que fabricar un número reducido de piezas para un solo cliente (Canellidis et al., 2013; Y. Zhang et al., 2016). En el contexto de mercado que hemos descrito participarán diversos proveedores de fabricación aditiva que estarán interesados en combinar pedidos de distintos clientes para optimizar sus costes. De hecho, puede ocurrir que solamente les resulte rentable aceptar un pedido de fabricación que combine piezas de varios clientes. En esta situación apreciamos una clara **complementariedad** entre pedidos, por lo que la manera más efectiva de abordar este problema es mediante una **subasta combinatoria** (ver sección 3.2).

Por otro lado, observamos que, en el mercado, tanto compradores como vendedores participan activamente enviando pujas. Este tipo de subasta, como ya vimos en el capítulo 3, se conoce como **subasta doble**. Por lo tanto, el mecanismo de subasta que proponemos utiliza las variantes de subasta combinatoria y subasta doble, y las combina de tal manera que permita explotar las características del mercado de componentes de fabricación aditiva. La combinación de estas dos variantes da lugar a una subasta combinatoria doble o intercambio combinatorio, de acuerdo con la aclaración que hicimos en la sección 3.5. No obstante, la subasta combinatoria doble que proponemos en esta tesis tiene unas características particulares que la diferencian de los diseños habituales para este tipo de subastas.

La subasta combinatoria doble que desarrollamos en este capítulo presenta dos particularidades concretas: los ítems subastados no preexisten y las pujas combinatorias solamente las realizan los proveedores. Estas características particulares permiten una mejor adaptación del mecanismo al contexto del mercado de fabricación aditiva.

Tradicionalmente, las subastas parten de un conjunto o catálogo predefinido de ítems que serán subastados y que se dan a conocer a los postores. Sin embargo, con el desarrollo de subastas para coordinar mercados más complejos —en especial, para aplicaciones de comercio electrónico—, podemos observar que esta tendencia ha ido evolucionando. En el caso concreto de subastas combinatorias dobles, un ejemplo ilustrativo reciente es el del mercado de recursos de computación en la nube. En este mercado, los ítems que se subastarán serán los recursos de los que dispongan los proveedores de servicios de computación, los cuales se definirán al comienzo de la subasta (p. ej. Jiang et al. (2022)). En nuestro caso, en cambio, son los compradores los que definen los ítems de la subasta a partir de sus solicitudes de pedidos. El motivo de definir los ítems de la subasta de este modo se debe al interés de los demandantes de fabricación aditiva en solicitar piezas personalizadas en lugar de partir de catálogos predefinidos. Por lo tanto, en esta subasta, los ítems se crean dinámicamente a medida que se reciben pedidos de piezas personalizadas.

Del mismo modo, la otra particularidad que presenta nuestra subasta se debe también a la naturaleza del mercado de componentes de fabricación aditiva. Si bien en la formulación más general de una subasta combinatoria doble tanto compradores como vendedores realizan pujas por combinaciones de pedidos, en nuestra subasta solamente los vendedores enviarán pujas combinatorias. Puesto que los ítems de la subasta se han creado a partir de las solicitudes de pedidos de los compradores, cada comprador estará interesado únicamente en su(s) ítem(s), por lo que no existirá complementariedad entre ítems para los compradores. En consecuencia, cada comprador realizará pujas individuales por sus ítems e irá actualizando los precios de esas pujas. En el otro lado del mercado, en cambio, los vendedores sí que realizan pujas combinatorias por los lotes de ítems en los que están interesados. Pese a clasificarse como una subasta combinatoria doble, dado que tanto compradores como vendedores emiten pujas y, en el caso de los segundos, las pujas son combinatorias, este tipo de subasta presenta un comportamiento diferente al mecanismo genérico de subasta combinatoria doble (ver sección 3.5).

La tercera característica que presenta esta subasta, además de ser combinatoria y doble, es que incluye un procedimiento **iterativo**. La motivación detrás de esta decisión de diseño es doble: por un lado, un procedimiento iterativo permite aliviar la carga computacional de una subasta combinatoria; por otro lado, un esquema iterativo permite implementar un marco de revelación indirecta de información que preserve la privacidad de los postores. Concretamente, nuestra subasta combinatoria introduce un esquema iterativo de fijación de cantidad. Como apuntamos en la sección 3.4, en este tipo de subastas combinatorias iterativas, las combinaciones de ítems se fijan en la primera ronda y, en cada ronda, se determina una asignación provisional y se actualizan los precios de las pujas a partir de esa asignación.

Un objetivo fundamental a la hora de diseñar una subasta combinatoria iterativa es conseguir que esta avance progresivamente hacia un resultado eficiente. Para ello, el diseñador tratará de establecer unas reglas que favorezcan la progresión adecuada de la subasta. Como ya indicamos en la sección 3.4, los tres principales grupos de reglas de subasta son reglas de admisibilidad o de puja (las formas de pujar y de actualizar las pujas permitidas), reglas de actividad (política de revelación de información y de avance entre rondas) y reglas de parada (criterios de finalización de la subasta). Además, estas reglas deben afrontar el principal desafío de las subastas combinatorias iterativas: prevenir la colusión entre los postores. En la siguiente subsección (5.1.2), detallamos los pasos que sigue nuestra subasta e indicamos las reglas que permiten un progreso adecuado de la misma.

5.1.2. Pasos de la subasta

Para ajustarnos a la terminología tradicional en teoría de subastas, en lo que concierne a la explicación del mecanismo de subasta, nos referiremos a los demandantes de piezas de fabricación aditiva como compradores y a los proveedores con recursos de fabricación aditiva disponibles como vendedores. En el momento de solicitar un pedido de piezas, un comprador enviará una oferta de compra indicando el precio que está dispuesto a pagar por ese pedido. De acuerdo con Friedman (1993), esto se conoce tradicionalmente como una puja de compra. Tras analizar el conjunto de pedidos en el mercado, un vendedor enviará una oferta de venta indicando el precio que está dispuesto a aceptar por la fabricación de un lote de pedidos, lo que habitualmente se conoce como una puja de oferta⁶ (Friedman, 1993). De este modo, los compradores enviarán una puja de compra por cada pedido individual que soliciten, mientras que los vendedores enviarán pujas de oferta por conjuntos de pedidos.

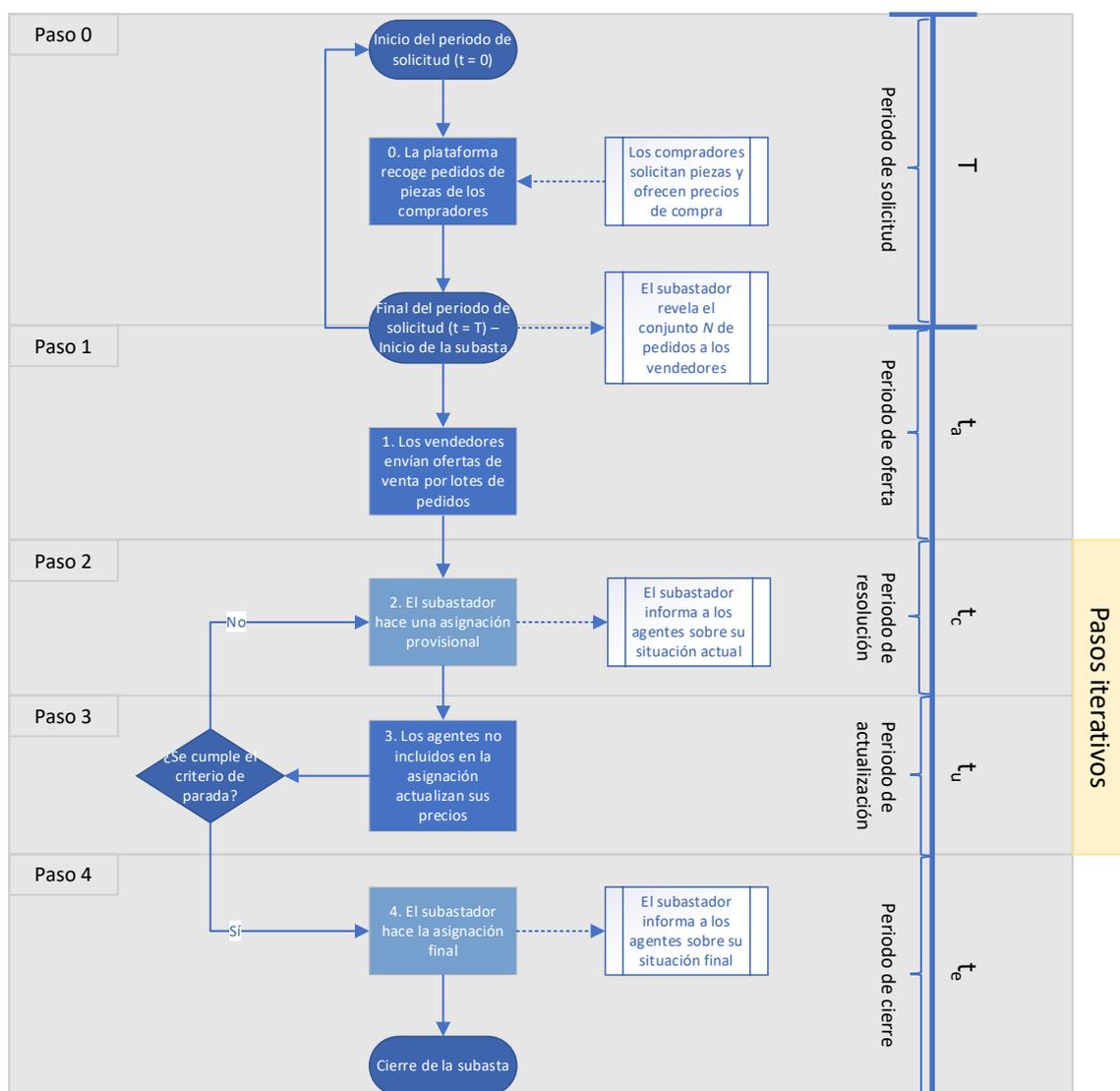


Figura 11: diagrama de flujo de la subasta secuenciado en periodos temporales.

⁶ Este concepto, que pretende expresar la idea de que un proveedor ofrece sus servicios para suministrar un lote de ítems y a cambio desea cobrar una cantidad determinada, se definió originalmente en inglés como *asking bid* o simplemente *ask*.

El desarrollo de la subasta se articula en un conjunto de pasos, que se muestran en la figura 11.

- Paso 0 (Periodo de solicitud, T). La plataforma recoge los pedidos de piezas realizados por los compradores.
- Paso 1 (Periodo de oferta, t_a). Los vendedores envían pujas de oferta por lotes de pedidos.
- Paso 2 (Periodo de resolución, t_c). El subastador hace una asignación provisional.
- Paso 3 (Periodo de actualización, t_u). Los agentes no incluidos en la asignación provisional actualizan sus precios.
- Paso 4 (Periodo de cierre, t_e). El subastador hace la asignación definitiva.

Una descripción detallada de las acciones realizadas en cada paso de la subasta se muestra a continuación. En la tabla 14 se recoge la notación utilizada en la definición del modelo matemático de la subasta.

Tabla 14: notación empleada para el modelo matemático de la subasta.

| | | |
|-----------|---|--|
| N | → | Conjunto de ítems solicitados por los compradores |
| $i \in N$ | → | Índice para cada ítem |
| M | → | Conjunto de lotes de ítems |
| $j \in M$ | → | Índice para cada lote |
| b_i | → | Puja de compra por el ítem i |
| pp_i | → | Precio de compra asociado a la puja de compra b_i |
| rp_i | → | Precio de reserva para el ítem i |
| a_j | → | Puja de oferta por el lote j |
| ap_j | → | Precio de oferta asociado a la puja de oferta a_j |
| S_j | → | Subconjunto $S \subseteq N$ asociado a la puja de oferta a_j |
| c_j | → | Coste de producción del lote j (o subconjunto S_j) |

Paso 0: periodo de solicitud

Se considera un periodo de solicitud T previo al comienzo de la subasta. Durante este periodo, la plataforma (de aquí en adelante “el subastador”) recoge las pujas de compra enviadas por los compradores. Debemos introducir dos consideraciones en este punto:

- Cada pedido de piezas recogido por la plataforma se considera un ítem i de la subasta y los pedidos no pueden ser descompuestos (es decir, los ítems son indivisibles).
- Se requiere a los compradores que envíen un precio de compra (pp_i) por cada pedido i solicitado a la plataforma, indicando el precio que están inicialmente dispuestos a pagar por la fabricación del pedido. Así, se registra una puja $b_j = \{i, pp_i\}$ por cada ítem de la subasta.

El procedimiento de solicitud de pedidos que acabamos de describir permite al subastador conocer el conjunto de ítems para subastar, así como el precio ofertado por cada ítem. Una vez que finaliza el periodo T , el subastador inicia la subasta con el fin de equilibrar la oferta y la demanda a través del proceso iterativo que describimos en los siguientes pasos.

Paso 1: los vendedores envían pujas de oferta por combinaciones de ítems

El subastador informa a los participantes del comienzo de la subasta y revela el conjunto N de ítems heterogéneos que será subastado. Durante el periodo de oferta t_a , los vendedores enviarán pujas de oferta por las combinaciones de ítems que más les interesen. Cabe recordar que se asume que los vendedores enviarán pujas por aquellas combinaciones que les permitan optimizar la capacidad de sus máquinas de FA. Un vendedor que desee obtener un subconjunto de ítems $S \subseteq N$, enviará una puja de oferta $a_j = \{S_j, ap_j\}$. La puja de oferta se compone del lote de ítems S_j y del precio de oferta ap_j , que muestra la cantidad de dinero que el vendedor desea cobrar por la fabricación de ese lote. Si bien el precio de oferta ap_j podrá actualizarse en las sucesivas rondas de la subasta, la composición de los lotes ya no podrá modificarse y no se aceptarán nuevas solicitudes.

Paso 2: el subastador hace una asignación provisional

Tras el periodo de oferta, el subastador ya habrá recibido todas las pujas de oferta enviadas por los vendedores y conocerá todas las pujas de compra emitidas inicialmente por los compradores. En este punto, el subastador determina la asignación provisional de ítems a vendedores mediante la resolución del problema de determinación del ganador (PDG). El tiempo dedicado a completar este paso se denomina periodo de resolución (t_c). La resolución del PDG permite determinar la asignación de ítems que optimiza la función objetivo considerada. En este caso, la función objetivo definida en la subasta es la **maximización del excedente del subastador**. En esta subasta, el PDG se formula como un problema entero binario en la sección 5.1.3.

Una vez que se ha resuelto el PDG, el subastador revela a los agentes la siguiente información acerca de la asignación actual:

- Se informa a los compradores de si sus pedidos serán fabricados a los precios de compra actuales.
- Se informa a los vendedores de si sus pujas de oferta están incluidas en la asignación provisional.

Paso 3: los agentes no incluidos en la asignación provisional actualizan sus precios

Los agentes cuyas pujas no estén incluidas en la asignación provisional deberán actualizar sus precios si desean participar en la siguiente ronda de la subasta. De este modo, durante el periodo de actualización t_u , los compradores cuyos ítems no hayan sido asignados deberán incrementar los precios de compra, mientras que los vendedores cuyos lotes no pertenezcan a la asignación ganadora deberán reducir sus precios de oferta. El subastador fijará una cantidad mínima para la actualización de los precios. Una vez transcurrido el tiempo t_u , o bien el proceso vuelve al paso 2 si todavía no se cumple el criterio de parada, o bien el proceso avanza al paso 4 en caso contrario.

Paso 4: el subastador hace la asignación final

Cuando el criterio de parada haya sido alcanzado, la asignación provisional obtenida en el paso 2 pasará a convertirse en la asignación definitiva. En este momento, el subastador informará a los ganadores sobre la asignación de ítems y los precios finales. Por último, el subastador anunciará el cierre de la subasta. Estas tareas están comprendidas en el periodo de cierre t_e .

A partir de las reglas de subasta definidas, este mecanismo se describe como una subasta combinatoria doble iterativa, basada en la actualización de precios, en la que las pujas combinatorias solamente proceden del lado de la oferta. De este modo, los compradores pujan por ítems individuales —los ítems que ellos mismos han solicitado—, mientras que los vendedores envían ofertas de venta por combinaciones de ítems. Estas combinaciones se fijan en la primera ronda y ya no se pueden cambiar. En cambio, los precios de los agentes no incluidos en la asignación provisional se van actualizando en cada ronda: los compradores incrementarán sus precios de compra y los vendedores disminuirán sus precios de oferta.

5.1.3. Problema de determinación del ganador

Como hemos introducido en la sección 3.3, el principal problema que se debe abordar a la hora de diseñar una subasta combinatoria es cómo determinar la asignación de los lotes de ítems a los postores de manera que se optimice un determinado criterio. Este problema se conoce como problema de determinación del ganador (PDG). El objetivo que perseguimos en esta subasta es **maximizar el excedente social** que se genera en el mercado. Para calcular este excedente, debemos conocer la **utilidad** que pueden obtener los agentes con su participación en el mercado. Dado que el entorno de mercado está compuesto por un sistema descentralizado de agentes —compañías demandantes y proveedoras independientes entre sí—, los compradores y vendedores se modelan como agentes racionales e interesados que intentan maximizar sus utilidades participando en el mercado.

En este mercado de fabricación aditiva, la utilidad que un comprador puede obtener del pedido de piezas que solicita a la plataforma se calcula como la diferencia entre el valor que el comprador otorga a ese pedido y el precio que este debe pagar para conseguir que se fabrique el pedido. En este sentido, el valor que un bien tiene para un comprador se expresa como el precio máximo que el comprador está dispuesto a pagar por ese bien; este precio se denomina precio de reserva. Sea rp_i el precio de reserva de un comprador para un ítem i , pp_i el precio de compra que el comprador debe pagar por el ítem, y X_i una variable binaria que indica que el ítem i pertenece a la asignación ganadora; la utilidad que un comprador obtiene por ese ítem (UC_i) se define como:

$$UC_i = X_i \cdot (rp_i - pp_i) \quad (12)$$

$$X_i = \{0, 1\} = \begin{cases} 1 & \text{si la puja } b_i \text{ gana la subasta} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Tras observar el conjunto de pedidos en el mercado, un vendedor deberá determinar la combinación que le permite obtener una mayor utilidad. La utilidad para un vendedor se calcula como la diferencia entre el precio que puede cobrar por la fabricación de una combinación de pedidos y el coste de producción que le supone fabricar esos pedidos. Sea c_j el coste en el que incurre un vendedor al producir la combinación S_j , ap_j el precio que pretende cobrar por la fabricación de esa combinación y Y_j una variable binaria para indicar que a_j es una puja de oferta ganadora; la utilidad que un vendedor obtiene por esa combinación (UV_j) se define como:

$$UV_j = Y_j \cdot (ap_j - c_j) \quad (13)$$

$$Y_j = \{0, 1\} = \begin{cases} 1 & \text{si la puja de oferta } a_j \text{ gana la subasta} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Tanto compradores como vendedores enviarán pujas que les reporten la mayor utilidad posible. Una vez que tenemos definidas las utilidades que pueden obtener los agentes por su participación en el mercado, procedemos a la formulación del PDG como un problema entero binario. Puesto que en la implementación real de la subasta no conocemos las valoraciones de compradores y vendedores, esto es, los precios de reserva de los compradores y los costes de producción de los vendedores, **la función objetivo que definimos para el PDG es la maximización del excedente del subastador** (ecuación (15)). Con la información disponible, la maximización del excedente del subastador en cada ronda de la subasta permitirá, a su vez, perseguir la maximización del excedente del mercado. Por lo tanto, cada ronda de la subasta buscará maximizar la diferencia entre los precios que pagan los compradores y los precios que reciben los vendedores⁷.

Sea N ($i \in N$) el conjunto de pedidos de piezas (ítems) solicitados por los compradores. Una puja enviada por un comprador se define como un vector $b_i = \{i, pp_i\}$ cuyo primer valor indica el índice del ítem i y el segundo expresa el precio de compra pp_i ofrecido por ese ítem. A modo de ejemplo, una puja de un comprador que ofrece 20€ por el ítem $i=4$ se expresaría como $b_4 = \{4, 20\}$.

Sea M ($j \in M$) el conjunto de lotes de ítems solicitados por los vendedores. Una puja de oferta enviada por un vendedor se define como un arreglo $a_j = \{S_j, ap_j\}$ cuyo primer valor es un vector 0-1 de la forma $S_j = (s_{j0}, \dots, s_{ji}, \dots, s_{jN})$ que indica el subconjunto S_j solicitado y el segundo es un número que expresa el precio de oferta requerido para ese subconjunto. Por ejemplo, consideremos un conjunto de $N=5$ ítems, un vendedor que desee cobrar 30€ por el suministro del lote de ítems $\{1, 3, 4\}$, enviará una puja de oferta ($j=1$) expresada como $a_1 = \{(1,0,1,1,0), 30\}$.

El margen que el subastador obtiene a partir de la asignación de un lote individual (MS_j) se calcula como la diferencia entre la suma de los precios de compra ofertados por los ítems de la combinación ganadora S_j y el precio de oferta solicitado por el vendedor por esa combinación. La variable binaria Y_j se incluye para indicar que a_j es una puja de oferta ganadora y se emplea el coeficiente s_{ji} para indicar que el ítem i pertenece al subconjunto S_j . La ecuación (14) muestra el cálculo de MS_j .

$$MS_j = \left(\sum_{i=1}^N s_{ji} \cdot pp_i - ap_j \right) \cdot Y_j \quad (14)$$

$$s_{ji} = \begin{cases} 1 & \text{si el ítem } i \text{ está en el subconjunto } S_j \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

La función objetivo del PDG, por tanto, tratará de maximizar la cantidad obtenida de la suma de MS_j (i. e. la suma de los márgenes que el subastador obtiene por los lotes ganadores), para lo que se seleccionarán los lotes de ítems más rentables (ver ecuación (15)). Por lo tanto, los ítems se asignarán tratando de maximizar la diferencia entre el dinero que pagan los compradores y el dinero que reciben los vendedores. Esta cantidad es lo que se conoce como beneficio o excedente del subastador (ES).

⁷ Ese excedente o bien podrá considerarse como beneficio del subastador o bien podrá redistribuirse entre los participantes de acuerdo con un criterio determinado.

$$\text{maximizar } ES = \sum_{j=1}^M \left[\left(\sum_{i=1}^N s_{ji} \cdot pp_i - ap_j \right) \cdot Y_j \right] = \sum_{j=1}^M MS_j \quad (15)$$

Por último, se deben incluir algunas restricciones para asegurar que las soluciones obtenidas son factibles. La restricción (16) asegura que ningún lote asignado reporta un excedente negativo: la suma de los precios de compra de los ítems en un lote ganador no puede ser inferior al precio de oferta de ese lote. La restricción (17) asegura que no hay solapamiento de ítems entre lotes ganadores.

$$MS_j = \left(\sum_{i=1}^N s_{ji} \cdot pp_i - ap_j \right) \cdot Y_j \geq 0 \quad \forall j \in M \quad (16)$$

$$\sum_{j=1}^M s_{ji} \cdot Y_j \leq 1 \quad \forall i \in N \quad (17)$$

$$Y_j, s_{ji} \in \{0,1\}$$

$$pp_i, ap_{jk} \geq 0$$

A modo de resumen, en la tabla 15 se presenta la colección términos, junto con sus fórmulas, introducidos a lo largo de esta subsección.

Tabla 15: resumen de términos relativos a utilidades y excedentes de los agentes de la subasta.

| Término | Descripción | Fórmula |
|---------|--|---|
| UC_i | → Utilidad del comprador por el ítem i | $UC_i = X_i \cdot (rp_i - pp_i)$ |
| UV_j | → Utilidad del vendedor por el lote j | $UV_j = Y_j \cdot (ap_j - c_j)$ |
| MS_j | → Margen del subastador por la asignación del lote j | $MS_j = \left(\sum_{i=1}^N s_{ji} \cdot pp_i - ap_j \right) \cdot Y_j$ |
| ES | → Excedente del subastador | $ES = \sum_{j=1}^M MS_j$ |

5.2. Algoritmo para la implementación de la subasta

En un contexto real, en la subasta participará un conjunto de compradores y vendedores distribuidos e independientes entre sí. Cada uno de estos agentes tendrá una información privada y un comportamiento propio que guiarán las decisiones que tome a lo largo de la subasta, y que serán desconocidos para el subastador.

En esta sección presentamos un algoritmo para la implementación de la subasta en el que se define un procedimiento para simular las decisiones de los agentes asumiendo que estos se

comportarán de manera racional e interesada. Por lo tanto, en esta implementación, definimos el comportamiento de dos tipos de agentes: compradores y vendedores. Asimismo, definimos las acciones que debe realizar el subastador para coordinar el avance de la subasta. Además de permitir la verificación del modelo teórico y la evaluación de la eficiencia económica del mecanismo, la implementación de la subasta nos permitirá analizar cuáles son las condiciones más adecuadas para reproducir la subasta en un entorno real.

El resto de esta sección se divide en tres subsecciones. En la subsección 5.2.1 se detalla el procedimiento iterativo de la subasta con el algoritmo para su implementación. En la subsección 5.2.2 se presenta un caso de ejemplo de implementación de la subasta. Por último, en la subsección 5.2.3 se analizan las propiedades que presenta la subasta.

5.2.1. Proceso iterativo de la subasta

El proceso multironda que hemos diseñado permite guiar la subasta hacia un resultado de mercado eficiente al tiempo que distribuye la computación entre los agentes. En cada ronda t , el subastador hace una asignación provisional W^t a partir de los precios de compra y de venta de la ronda actual mediante la resolución de la ecuación (15). Esta información se almacena en el arreglo W^t , que recoge los precios de compra de los ítems ganadores pp_i^t , los precios de oferta de las pujas de oferta ganadoras ap_j^t y los lotes de esas ofertas ganadoras S_j .

Se solicitará a los agentes que no hayan logrado ganar sus pujas en la asignación provisional que actualicen sus precios de compra/oferta. Los agentes ganadores en la asignación provisional no tendrán incentivos para actualizar sus precios; en cambio, el resto de los agentes deberán actualizarlos si desean tener opciones de ganar la subasta. Al inicio de la subasta, el subastador fijará las cantidades mínimas de actualización de precios (parámetros λ y μ). Estas cantidades serán definidas de manera genérica como saltos de precios. Los compradores no ganadores deberán incrementar sus precios de compra al menos μ unidades, mientras que los vendedores no ganadores deberán reducir sus precios de oferta al menos λ unidades para continuar en la subasta.

La subasta se inicia a partir de la información sobre las solicitudes de pedidos recabada por la plataforma durante el periodo de solicitud (paso 0 definido en la subsección 5.1.2). Recordemos que, durante este periodo, el subastador recibía por parte de los compradores las solicitudes de pedidos junto con sus pujas asociadas. Por lo tanto, la información de entrada que recibe el algoritmo de la subasta es el conjunto N de ítems y las pujas de la ronda inicial $t=1$: $b_i^{t=1} = \{i, pp_i^{t=1}\}$. Igualmente, el conjunto M de lotes se fija atendiendo al número de vendedores que vaya a participar en la subasta. Además, el subastador determina los valores de los parámetros λ y μ para la ejecución actual de la subasta. De acuerdo con el procedimiento descrito en la subsección 5.1.2, la subasta se compone de un proceso de cuatro etapas: los pasos 1 y 4 son etapas únicas (*i. e.* no se repiten), mientras que los pasos 2 y 3 son etapas iterativas.

En el primero paso (líneas 1-4 del Algoritmo 1), el subastador recoge las pujas de oferta de los vendedores; los lotes de ítems S_j ($S \subseteq N$) deseados por los vendedores quedan fijados en este momento y ya no se modificarán en rondas futuras. Este paso se ejecuta una sola vez.

A continuación, comienza la fase iterativa con el bucle *mientras* en la línea 5 del Algoritmo 1. En cada iteración de la subasta, se resuelve el PDG en el paso 2 y se obtiene la asignación provisional W^t (línea 6 del Algoritmo 1). Tras actualizar el índice de ronda t , se actualizan los precios de los agentes no ganadores de acuerdo con el esquema de actualización de precios descrito en el paso

3 (líneas 8-19 del Algoritmo 1). Aunque en un caso real los agentes actualizarán los precios como ellos consideren, puesto que hemos asumido un comportamiento racional de los agentes para esta simulación, consideramos que todos los precios se actualizan exactamente la cantidad mínima obligatoria (λ o μ según el tipo de agente). De este modo, la utilidad que pierden tanto compradores como vendedores en cada actualización de precios es la mínima posible.

Por último, una vez que se ha alcanzado el criterio de parada (línea 20 del Algoritmo 1), el proceso iterativo finaliza y la asignación provisional de la ronda actual (W^t) se convierte en la asignación final W . En este paso 4 (línea 21 del Algoritmo 1), el subastador anuncia a los agentes el cierre de la subasta e informa sobre el resultado final. Los precios finales de compra y de venta se almacenan en las variables ap_j^f y pp_i^f , respectivamente.

Algoritmo 1 Subasta combinatoria doble iterativa de fijación de cantidad

Entrada: N (Conjunto de ítems), M (Conjunto de lotes)
 $b_i^{t=1} = \{i, pp_i^{t=1}\}$
 λ, μ

Salida: W (Conjunto de pujas de oferta ganadoras)

```

1: Inicio de la subasta. Ronda inicial  $t = 1$                                 {Paso 1: Periodo de oferta}
2: para toda  $j$  en  $M$  hacer
3:   Registrar puja de oferta  $a_j^t = \{S_j, ap_j^t\}$ 
4: fin para
5: mientras  $\neg$ (criterio de parada) hacer
6:   Se resuelve la subasta con (15) y se obtiene  $W^t$  {Paso 2: Determinación del ganador}
7:    $t \leftarrow t + 1$ 
8:   para toda  $j$  en  $M$  hacer                                {Paso 3: Actualización de precios} #Precios de oferta
9:     si  $ap_j^{t-1}$  no está en  $W^{t-1}$ :
10:      si  $ap_j^{t-1} - \lambda \geq c_j$ :
11:         $ap_j^t = ap_j^{t-1} - \lambda$ 
12:      si no  $ap_j^t = ap_j^{t-1}$ 
13:   fin para
14:   para toda  $i$  en  $N$  hacer                                #Precios de compra
15:     si  $pp_i^{t-1}$  no está en  $W^{t-1}$ :
16:       si  $pp_i^{t-1} + \mu \leq rp_i$ :
17:          $pp_i^t = pp_i^{t-1} + \mu$ 
18:       si no  $pp_i^t = pp_i^{t-1}$ 
19:   fin para
20:   Comprobación del criterio de parada:
21:   si criterio de parada == Verdadero: salir
21:  $W [pp_i^f, ap_j^f, S_j] \leftarrow W^t [pp_i^t, ap_j^t, S_j]$                                 {Paso 4: Asignación final}
```

5.2.2. Ejemplo de aplicación de la subasta

En esta subsección presentamos un ejemplo sencillo del funcionamiento de la subasta para una implementación mediante el algoritmo que hemos descrito en la subsección 5.2.1. Consideremos que, durante el periodo fijado para solicitar pedidos (el periodo de solicitud T), cuatro compañías manufactureras (*i. e.* compradores) envían las órdenes que desean que sean producidas. Tras ese periodo, el subastador inicia la subasta con dos proveedores de fabricación

aditiva (*i. e.* vendedores) que desean obtener lotes de esos pedidos. La asignación final obtenida mediante la subasta permitirá resolver el mercado.

Los parámetros de entrada considerados para este ejemplo son $N=4$ ítems, las pujas de compra iniciales b_i^1 como se indica en el próximo párrafo, $M=2$ lotes (*i. e.* una puja de oferta por cada vendedor) y $\lambda=\mu=2$ unidades monetarias (€). El criterio de parada seleccionado para este ejemplo es que no se actualice ningún precio entre dos rondas.

Periodo de solicitud

Los compradores accedieron a la plataforma y solicitaron cuatro pedidos de piezas (ítems) con sus correspondientes precios de compra (pp_i). Puesto que se trata de pujas iniciales, estas se registraron como $b_i^{t=1} = \{i, pp_i^{t=1}\}$. Por lo tanto, el subastador recoge cuatro pujas: el comprador 1 solicita $i1$ y ofrece un precio de compra de 8€ ($b_1^1 = \{1, 8\}$); el comprador 2 ofrece 10€ por $i2$ ($b_2^1 = \{2, 10\}$); el comprador 3 ofrece 6€ por $i3$ ($b_3^1 = \{3, 6\}$); el comprador 4 solicita $i4$ y ofrece 5€ ($b_4^1 = \{4, 5\}$). Estas pujas iniciales se muestran en la figura 12 junto a los ítems correspondientes.

Ronda 1

Tras hacer sus propios cálculos, cada uno de los dos vendedores envía una puja de oferta en la ronda actual $t=1$ ($a_j^{t=1} = \{S_j, ap_j^{t=1}\}$) por un lote de pedidos: el vendedor 1 puja por la combinación de ítems $i2$ e $i4$ con un precio de oferta de 12€ ($a_1^1 = \{(0,1,0,1), 12\}$); el vendedor 2 pide 30€ por la fabricación del lote de ítems $i1$, $i2$ y $i3$ ($a_2^1 = \{(1,1,1,0), 30\}$). Las dos pujas de oferta se muestran en la figura 12 al lado de sus correspondientes lotes de ítems e identificadas por colores.

En este momento, ya se puede resolver el PDG con la información sobre pujas de compra y de oferta. La asignación provisional $W^{t=1}$ se obtiene tras la resolución del problema entero de asignación. En este ejemplo sencillo, como mucho una de las pujas de oferta puede resultar ganadora ya que en los dos lotes S_1 y S_2 aparece el ítem $i2$ y no pueden asignarse lotes con solapamiento de ítems. Por lo tanto, la puja de oferta ganadora en la ronda actual es $ap_1^1 = \{(0,1,0,1), 12\}$ puesto que la función objetivo (15) toma un valor mayor para $MS_1 = (\sum_{i=1}^{N=4} s_{1i} \cdot pp_i^1) - ap_1 = (0 \cdot 8 + 1 \cdot 10 + 0 \cdot 6 + 1 \cdot 5) - 12 = 3$ que para $MS_2 = (\sum_{i=1}^{N=4} s_{2i} \cdot pp_i^1) - ap_2 = (1 \cdot 8 + 1 \cdot 10 + 1 \cdot 6 + 0 \cdot 5) - 30 = -6$. de hecho, la puja de oferta a_2^1 nunca podría haber sido asignada ya que proporciona una utilidad negativa para el subastador. Los valores de la función objetivo para cada puja de oferta $-ES_1=MS_1$ y $ES_2=MS_2$ se muestran debajo de los lotes de ítems correspondientes e identificadas por colores en la figura 12.

Ronda 2

En la ronda 2, las pujas no ganadoras deben actualizar sus precios. En este ejemplo, para la simulación de la subasta se asume que todos los agentes no ganadores (tanto compradores como vendedores) actualizarán sus precios exactamente $\lambda=\mu=2$ €. Las pujas de oferta no ganadoras actualizarán sus precios de oferta según $ap_j^t = ap_j^{t-1} - \lambda$; así pues, el precio de la puja de oferta a_2 en la ronda 2 será $ap_2^2 = ap_2^1 - 2 = 28$ €. Las pujas de compra no ganadoras actualizarán sus precios de compra según $pp_i^t = pp_i^{t-1} + \mu$; los precios de compra actualizados en la ronda 2 serán $pp_1^2 = 10$ € y $pp_3^2 = 8$ €. De la ronda 2 en adelante, los precios actualizados se muestran en negrita en la figura 12, mientras que los precios no actualizados se presentan entre paréntesis. Se resuelve nuevamente el PDG con los precios actuales. El valor de la función

objetivo para la puja de oferta a_1 será el mismo dado que su precio permanece invariable ($MS_1 = 3€$), mientras que su valor para la puja de oferta a_2 es ahora $MS_2 = 0€$. Puesto que el valor de MS_1 es todavía superior, la puja de oferta ganadora en la ronda 2 es a_1 de nuevo.

Ronda 3

Lo precios de compra pp_1^2 y pp_3^2 deben volver a actualizarse. En este caso, $pp_1^3 = pp_1^2 + 2 = 12€$ mientras que pp_3^3 se incrementa hasta 10€. El precio de oferta de la oferta perdedora también se actualiza a $ap_2^3 = ap_2^2 - 2 = 26€$. La asignación temporal de la ronda 3, W^3 , devuelve como ganadora la puja de oferta a_2 dado que $MS_2 = 6€ > MS_1 = 3€$.

Ronda 4

En este caso, la única puja de compra perdedora es b_4 , por lo que su precio de compra para la ronda 4 se actualiza a $pp_4^4 = pp_4^3 + 2 = 7€$. La puja de oferta perdedora a_1 decremanta su precio de oferta a $ap_1^4 = 10€$. La oferta ganadora de la ronda 4 es a_1 puesto que $MS_1 = 7€ > MS_2 = 6€$.

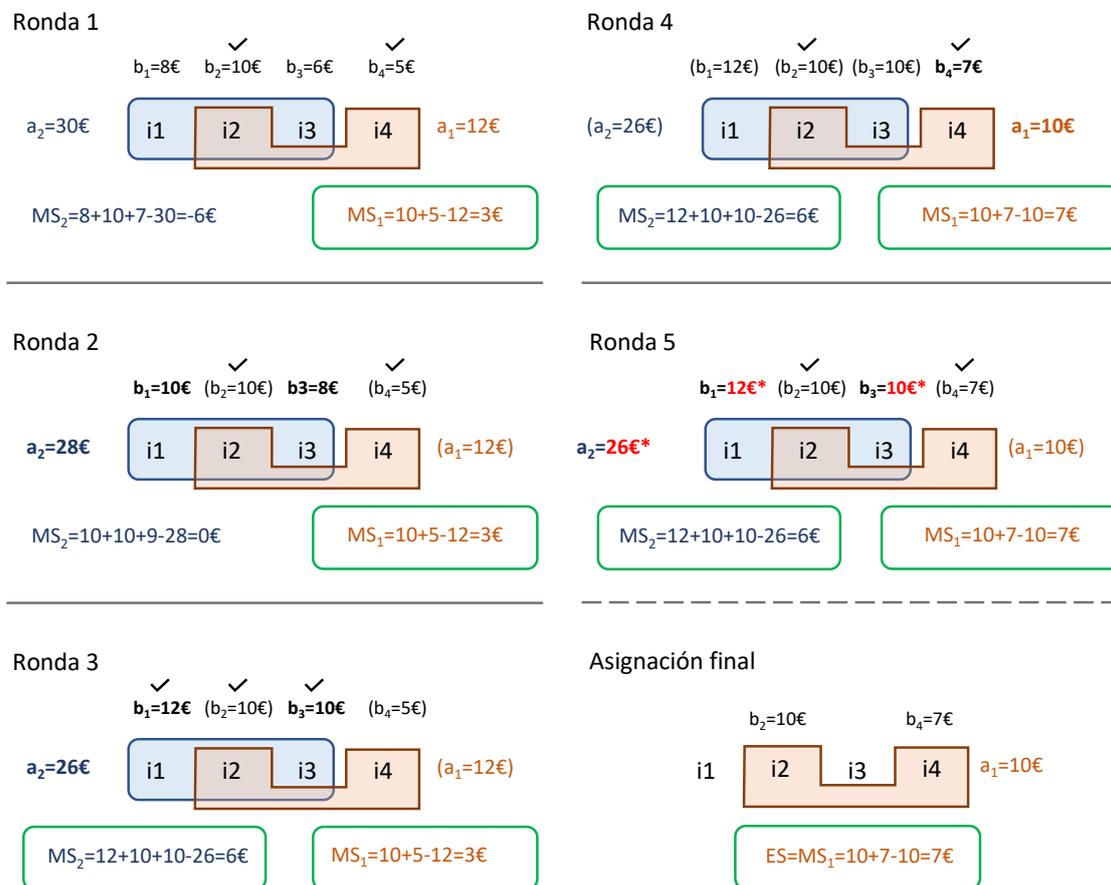


Figura 12: esquema de las rondas de la subasta y de la asignación final.

Ronda 5

Los precios perdedores que deben actualizarse son pp_1^4 , pp_3^4 y ap_2^4 . Sin embargo, ni los compradores pueden incrementar sus pujas de compra ya que no disponen de margen con respecto a sus precios de reserva, ni el vendedor 2 puede disminuir su precio de oferta dado que ese precio es muy próximo a su coste de producción. Por lo tanto, $pp_1^4 = 12^*$, $pp_3^4 = 10^*$ y $ap_2^4 = 26^*$ son los precios finales y se muestran en rojo y con un asterisco (*) en la figura 12. Al no haberse actualizado ningún precio con respecto a la ronda anterior, se cumple el criterio de

parada y la subasta se da por finalizada. La asignación final es $S_1 = (0,1,0,1)$ y los precios finales son $pp_2^f = 10\text{€}$, $pp_4^f = 7\text{€}$, y $ap_1^f = 10\text{€}$. El excedente obtenido por el subastador es $ES = MS_1 = 7\text{€}$.

En la tabla 16 se presenta un resumen de las rondas de la subasta. Los precios actualizados se muestran en negrita y los precios finales están escritos en rojo y con un asterisco a la derecha.

Tabla 16: resumen de la ejecución de la subasta para el caso de ejemplo.

| Ronda | Precios de compra y de oferta | | | | | | Asignación provisional | MS _j [€] |
|-------|-------------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|-----------------------------------|---------------------|
| | Comp 1 | Comp 2 | Comp 3 | Comp 3 | Vend 1 | Vend 2 | | |
| | i1 | i2 | i3 | i4 | [i2, i4] | [i1, i2, i3] | | |
| | pp ₁ [€] | pp ₂ [€] | pp ₃ [€] | pp ₄ [€] | ap ₁ [€] | ap ₂ [€] | | |
| 1 | 8 | 10 | 6 | 5 | 12 | 30 | $a_1 = \{[2, 4], 12\text{€}\}$ | 3 |
| 2 | 10 | 10 | 8 | 5 | 12 | 28 | $a_1 = \{[2, 4], 12\text{€}\}$ | 3 |
| 3 | 12 | 10 | 10 | 5 | 12 | 26 | $a_2 = \{[1, 2, 3], 26\text{€}\}$ | 6 |
| 4 | 12 | 10 | 10 | 7 | 10 | 26 | $a_1 = \{[2, 4], 10\text{€}\}$ | 7 |
| 5 | 12* | 10 | 10* | 7 | 10 | 26* | $a_1 = \{[2, 4], 10\text{€}\}$ | 7 |

5.2.3. Propiedades de la subasta

En la sección 3.5 indicamos las propiedades que debía presentar una subasta combinatoria doble correctamente diseñada. Estas propiedades son: eficiencia económica (la subasta maximiza el excedente del mercado), racionalidad individual (los participantes obtienen una utilidad no negativa), equilibrio presupuestario (la subasta no genera pérdidas) y compatibilidad de incentivos (revelar información verdadera es una estrategia dominante para cada participante). Sin embargo, apuntamos que existían pruebas de incompatibilidad entre ellas: está demostrado que no existe ninguna subasta doble que pueda presentar a la vez eficiencia económica, racionalidad individual y equilibrio presupuestario (independientemente de si presenta compatibilidad de incentivos). En este sentido, las investigaciones en este tipo de mecanismos se han centrado en el diseño de subastas combinatorias dobles que satisfagan las propiedades de racionalidad individual y equilibrio presupuestario, por considerar a estas las propiedades más relevantes, y que sean suficientemente eficientes y verdaderas.

La subasta que se presenta en esta tesis doctoral **cumple las propiedades de racionalidad individual y equilibrio presupuestario, mientras que logra obtener una notable eficiencia económica**. En el capítulo 6 presentaremos un estudio para analizar los resultados de eficiencia económica de la subasta y la capacidad que posee para aproximarse a la maximización del excedente del mercado. En el resto de esta subsección nos centraremos en las propiedades de racionalidad individual y equilibrio presupuestario. A continuación, demostramos el cumplimiento de estas dos propiedades.

Propuesta 1: *la subasta presenta equilibrio presupuestario debido a que los pagos que realizan los compradores cubren los pagos que reciben los vendedores. La subasta nunca incurre en pérdidas.*

Demostración: la restricción (16) en el modelo matemático del PDG garantiza que, para que un lote sea incluido en la asignación ganadora, la suma de los precios de compra ofertados por los ítems en ese lote debe ser mayor o igual que el precio de oferta que recibe el vendedor por el lote. De este modo, ninguno de los lotes incluidos en la asignación final puede generar un

margen negativo para el subastador, lo que permite confirmar que la subasta no generará pérdidas en ningún escenario factible.

Propuesta 2: *la subasta presenta racionalidad individual para todos los compradores y vendedores que participan en ella.*

Demostración: la demostración de esta propuesta se establecerá de manera independiente para compradores y vendedores. Tengamos en cuenta que el hecho de no participar en la subasta reporta una utilidad nula tanto a compradores como a vendedores, ya que no van a recibir ni ofrecer ningún servicio y tampoco van a recibir ningún tipo de pago.

Sea un ítem cualquiera $i \in N$. Si el ítem i no ha sido incluido en la asignación final de la subasta, la utilidad del comprador que ha solicitado ese ítem i será 0: $UC_i = 0$ (ver ecuación (12)). Por el contrario, si el ítem i es incluido en la asignación final, la utilidad que obtendrá el comprador del ítem i será $rp_i - pp_i^f$, donde pp_i^f es el precio final que paga el comprador por el ítem i . Puesto que $rp_i \geq pp_i^f$ siempre se cumple, también se cumplirá que $UC_i = rp_i - pp_i^f \geq 0$. Por lo tanto, podemos concluir que todos los compradores de la subasta presentan racionalidad individual.

Sea un lote cualquiera $j \in M$. Si el lote j no se incluye en la asignación final, la utilidad que obtendrá el vendedor que haya enviado una puja de oferta por ese lote será $UV_j = 0$ (ver ecuación (13)). Si, en cambio, el lote j resulta ganador, de acuerdo con la restricción (16) del PDG para garantizar que la asignación obtenida es factible, se cumple que $\sum_{i=1}^N [pp_i^f] - ap_j^f \geq 0$ para cualquier lote ganador, donde ap_j^f es el precio final que recibe el vendedor por el lote j . Puesto que $ap_j^f \geq c_j$ siempre se cumple, también se cumplirá que $\sum_{i=1}^N [pp_i^f] - c_j \geq \sum_{i=1}^N [pp_i^f] - ap_j^f \geq 0$. Por lo tanto, $UV_j = ap_j^f - c_j \geq 0$. En consecuencia, podemos concluir que todos los vendedores de la subasta presentan racionalidad individual.

El procedimiento iterativo que hemos diseñado para la implementación de la subasta permite reducir la carga computacional y distribuirla entre los agentes. A pesar de que la resolución del PDG en cada ronda sigue siendo un problema *NP-Hard*, el tamaño de las instancias que se deben resolver es mucho más reducido que en una subasta de una sola ronda, ya que los vendedores únicamente pujan por determinados conjuntos de ítems. Además, el hecho de fijar las combinaciones sobre las que se puede pujar en la primera ronda garantiza que la complejidad del PDG no crecerá en rondas sucesivas. Esta implementación permite, además, preservar la privacidad de compradores y vendedores. Al contrario de lo que ocurre en subastas basadas en el mecanismo Vickrey-Clarke-Groves (VCG) para la determinación de precios, donde se requiere a los postores que revelen sus valoraciones, en nuestra propuesta los postores únicamente deben revelar los precios ofertados.

5.2.4. Desafíos y limitaciones en la implementación práctica de la subasta

La subasta propuesta en esta investigación ha sido diseñada para coordinar un mercado en el que participen tanto compañías demandantes de productos de fabricación aditiva como proveedores de estos productos. En este contexto, la participación en la subasta puede suponer una serie de desafíos para las compañías a la hora de definir sus estrategias de puja y de coordinar la subasta con sus propios planes de producción. Además, en este punto, resulta crítico el hecho de diseñar un mecanismo de subasta que incorpore unas reglas y unos parámetros adecuados para favorecer la progresión adecuada de la misma.

En la sección 2.2 se observó que gran parte de las plataformas electrónicas destinadas a coordinar la asignación de servicios de fabricación aditiva, especialmente aquellas basadas en el paradigma de fabricación en la nube, proporcionan soluciones centralizadas que resuelven la programación de tareas para una red distribuida de máquinas. Estos mecanismos permiten resolver parte de la programación de la producción de las compañías involucradas; sin embargo, estos fabricantes deben afrontar el desafío de integrar esas programaciones en sus propios planes de producción. En cambio, la subasta diseñada en esta investigación se centra únicamente en la asignación de servicios de fabricación aditiva y la fijación de los precios a través de un mecanismo que aprovecha el sistema distribuido de participantes para obtener soluciones eficientes. Este sistema deja libertad a los fabricantes para que sean ellos los que determinen sus propios planes de producción y, a partir de estos planes, definan sus estrategias de puja.

En este contexto, los fabricantes deben afrontar el desafío de determinar programaciones de producción potenciales a partir de los pedidos que observan en el mercado —los que han sido solicitados por los compradores— y los recursos de los que disponen. Para llevar a cabo una implementación efectiva de la subasta en la práctica, los fabricantes deben disponer de sistemas automatizados que les permitan determinar distintas programaciones de piezas de una manera rápida y eficiente. Ejemplos de estos sistemas de planificación son los modelos revisados en la tabla 13 del capítulo 4, donde se analizan las principales propuestas para automatizar la programación de la producción en un entorno de fabricación aditiva. A partir de esas programaciones, los fabricantes podrán determinar aquellos lotes de pedidos por los que más les interesa pujar. Este es el otro desafío que deben abordar las compañías que participan en la subasta: diseñar estrategias de puja que les permitan optimizar sus utilidades en la subasta.

El procedimiento diseñado en este trabajo para simular la ejecución de la subasta considera que todos los agentes actualizarán siempre sus precios de acuerdo con un parámetro —el salto de precios— fijado por el subastador al inicio de la subasta. Sin embargo, en un contexto real puede ocurrir que las compañías decidan implementar diferentes estrategias de puja, que podrán ser más conservadoras o más arriesgadas. Esto supone un esfuerzo y una dedicación de recursos por parte de las compañías para implementar herramientas que determinen la actualización de precios más adecuada para cada situación de mercado. No obstante, las compañías pueden recurrir a agentes proxy de software autónomos para facilitar este trabajo. Este tipo de sistemas, que han sido empleados y estudiados en distintos mecanismos de subastas combinatorias (p. ej. (Bogyrbayeva et al., 2021; Bosshard et al., 2022)), pueden ser configurados por las compañías según sus preferencias de tal manera que vayan actualizando las pujas de manera automatizada a lo largo de la subasta. Así, estos agentes proxy ahorrarían a las compañías la tarea de tener que estar monitorizando la evolución de la subasta. Además, estos sistemas permitirían implementar herramientas de aprendizaje automático que fueran refinando las estrategias de puja a partir de los resultados anteriores.

Por otro lado, el organizador de la subasta debe considerar algunos factores críticos que permitan facilitar una implementación práctica exitosa. Después de analizar las implementaciones reales de subastas combinatorias a lo largo del tiempo, el trabajo de Palacios-Huerta et al. (2024) destaca algunas lecciones aprendidas que debe considerar el subastador en relación con el diseño de la subasta. La primera observación principal resalta la importancia de proporcionar una estructura que facilite el proceso de determinación de las preferencias por parte de los postores, algo que se suele hacer a través de diseños multironda que guíen a los postores hacia los espacios de asignación donde puedan ser más competitivos. En segundo lugar,

se destaca la importancia de seleccionar un lenguaje de puja que facilite la expresión de esas preferencias en las pujas. En este sentido, las implementaciones más habituales en la práctica suelen emplear lenguajes basados en las variantes OR y XOR frente a lenguajes más elaborados, pero más difíciles de comprender para los postores. Por último, se hace hincapié en la importancia de mantener controlada la complejidad del problema de determinación del ganador —que es de tipo *NP-Hard*, como vimos en la sección 3.3—. Esto, por un lado, facilita que el subastador pueda resolver la asignación de forma rápida y, por otro, facilita a los postores el proceso de desarrollar sus estrategias de puja. Relacionando este punto con la selección del lenguaje de puja, resulta fundamental emplear lenguajes en los que un número relativamente pequeño de pujas permita definir las valoraciones de los postores sobre un número relativamente grande de posibles lotes de ítems.

Tras haber revisado las principales propuestas de mecanismos de subasta para coordinar un mercado de fabricación aditiva y de haber identificado los principales puntos de mejora en la sección 2.2, en este capítulo se ha presentado el diseño de una subasta combinatoria que permite explotar las características específicas de la fabricación aditiva para optimizar ese mercado. En la sección 5.1 se detallan las características específicas de esta subasta combinatoria doble iterativa y se destacan las mejoras que permite introducir con respecto a las propuestas previas, en lo que constituye una contribución novedosa a la investigación sobre mecanismos de mercado en un contexto de fabricación aditiva. La sección 5.2 se ocupa de completar esta contribución mediante la introducción de un procedimiento algorítmico específico que permita implementar el mecanismo diseñado de una manera efectiva.

**CAPÍTULO 6:
MODELADO Y SIMULACIÓN DE LA
SUBASTA**

6. Modelado y simulación de la subasta

Este capítulo aborda la implementación de la subasta combinatoria definida en el capítulo 5. La implementación está estructurada en un proceso de dos etapas. En la primera etapa (sección 6.1), se lleva a cabo la implementación de la subasta en el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications* (VBA). Esta implementación permite demostrar que la subasta persigue la maximización del bienestar social sin necesidad de revelar información reservada de los participantes, confirmando así el correcto funcionamiento del modelo teórico de la subasta. La segunda etapa (sección 6.2) se centra en el desarrollo e implementación de un modelo de la subasta empleando el formalismo DEVS (*Discrete Event System Specification*). Este modelo DEVS será verificado contra el modelo VBA diseñado en la primera etapa.

6.1. Implementación del mecanismo de subasta con Microsoft Visual Basic for Applications

La construcción del primer modelo de la subasta iterativa se ha realizado empleando el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications* (VBA). VBA es un lenguaje de programación basado en eventos que permite ampliar la funcionalidad de programas de la suite de Microsoft Office. El motivo de emplear este lenguaje se debe a la sencillez que ofrece Microsoft Excel para construir un modelo que, por un lado, pueda llamar directamente a un *solver* para resolver un problema de programación entera y, por otro, pueda representar sus resultados en una interfaz amigable e intuitiva. Además, este lenguaje se adapta bien al sistema que se pretende modelar: una subasta iterativa basada en la sucesión de etapas.

A lo largo de esta sección, se presenta la implementación de la subasta a través del modelo VBA. Este modelo ha sido desarrollado para que reproduzca el procedimiento iterativo presentado en el Algoritmo 1 de la sección 5.2. El objetivo principal de esta implementación es evaluar la potencia del procedimiento algorítmico diseñado para la simulación de la subasta. Además, nos permitirá analizar la influencia de los parámetros del modelo en los resultados.

A continuación, repasamos el funcionamiento de la subasta definido en el Algoritmo 1 para un conjunto de compradores y vendedores participantes. En primer lugar, cada comprador solicitará un pedido (*i. e.* un ítem) y enviará una puja de compra ofreciendo un precio de compra (pp_i) por ese pedido (*i. e.* el precio que desea pagar inicialmente). No obstante, ese comprador tendrá un precio de reserva (rp_i) —el precio máximo que está dispuesto a pagar por el pedido— que no revelará al subastador. En segundo lugar, cada vendedor enviará una puja de oferta por un lote de pedidos (*i. e.* lote de ítems) indicando el precio de oferta (op_j) que desea cobrar inicialmente por el suministro de esos ítems. Igualmente, cada vendedor tendrá un coste de producción por el pedido que solicita (c_j) —el precio mínimo que desea cobrar por el suministro del pedido⁸— que no revelará al subastador. Tras recibir las pujas de compra y de oferta, el subastador determinará la asignación temporal de ítems a los vendedores para su fabricación, concluyendo así la primera ronda de la subasta. La asignación obtenida maximizará la función objetivo

⁸ En realidad, la cantidad mínima que deseará cobrar un vendedor corresponderá al coste de producción puro más un margen de beneficio mínimo. Al utilizar el concepto de coste de producción estamos asumiendo, para simplificar el lenguaje empleado, que ese coste de producción ya incorpora el margen de beneficio mínimo deseado por el vendedor.

definida para la subasta: la diferencia entre los precios que pagan los compradores y los precios que reciben los vendedores (*i. e.* el beneficio o excedente del subastador). En la implementación del modelo VBA, esta asignación se obtiene a través del *solver*, que será llamado al final de cada ronda para resolver el problema de determinación del ganador (PDG) según la formulación presentada en la subsección 5.1.3. Al avanzar a la siguiente ronda, los compradores y vendedores que no estén incluidos en la asignación deberán actualizar sus precios (incrementarlos o reducirlos, respectivamente) para tener posibilidades de ganar la subasta en la nueva ronda. De este modo, los compradores irán incrementando sus precios de compra hasta alcanzar sus precios de reserva, mientras que los vendedores irán reduciendo sus precios de oferta hasta llegar a sus costes de producción.

El criterio que empleamos para evaluar la potencia del mecanismo de subasta iterativa que hemos diseñado es su **capacidad para capturar la mayor parte del bienestar social del mercado posible**. El bienestar social o excedente de mercado se define como la suma de los excedentes de los agentes que participan en el mercado. Según esta definición, el bienestar social se compone de la suma del excedente de los compradores (EC), el excedente de los vendedores (EV) y el excedente del subastador (ES). A su vez, el excedente de los compradores se puede calcular como la suma de las utilidades de los compradores por los ítems que han sido incluidos en la asignación ganadora (ecuación (18)), mientras que el excedente de los vendedores se puede calcular como la suma de las utilidades de los vendedores por los lotes incluidos en la asignación ganadora (ecuación (19)). Las fórmulas para el cálculo de la utilidad individual de un comprador (UC_i) y un vendedor (UV_j) ya fueron introducidas en la subsección 5.1.3 (ecuaciones (12) y (13), respectivamente). El excedente del subastador se calcula como la suma de los márgenes que este obtiene por cada lote incluido en la asignación ganadora (ver ecuación (14) para el margen individual por cada lote ganador (MS_j)). El cálculo del excedente del subastador se muestra en la ecuación (20). Este cálculo coincide, precisamente, con la formulación de la función objetivo del PDG de la subasta (ecuación (15)).

$$EC = \sum_i^N UC_i = \sum_i^N X_i \cdot (rp_i - pp_i) = \sum_i^N X_i \cdot rp_i - \sum_i^N X_i \cdot pp_i \quad (18)$$

$$EV = \sum_j^M UV_j = \sum_j^M Y_j \cdot (ap_j - c_j) = \sum_j^M Y_j \cdot ap_j - \sum_j^M Y_j \cdot c_j \quad (19)$$

$$ES = \sum_j^M MS_j = \sum_j^M \left(\sum_i^N s_{ji} \cdot pp_i - ap_j \right) \cdot Y_j = \sum_j^M \sum_i^N s_{ji} \cdot Y_j \cdot pp_i - \sum_j^M Y_j \cdot ap_j$$

X_i (definida en la ecuación (12)) indica si el ítem i está incluido en la asignación ganadora, por lo que puede reformularse como: $X_i = s_{ji} \cdot Y_j$. De este modo, se puede reformular la ecuación del excedente del subastador (ES) de la siguiente manera:

$$ES = \sum_i^N X_i \cdot pp_i - \sum_j^M Y_j \cdot ap_j \quad (20)$$

Por lo tanto, el bienestar social (BS) o excedente de mercado se puede formular como la suma de los tres excedentes, de acuerdo con la ecuación (21). Debido a la simplificación de términos

en la ecuación, se aprecia que el bienestar social puede calcularse directamente como la diferencia entre los precios de reserva de los compradores y los costes de producción de los vendedores.

$$\begin{aligned}
 BS &= EC + ES + EV \\
 &= \left(\sum_i^N X_i \cdot rp_i - \sum_i^N X_i \cdot pp_i \right) + \left(\sum_i^N X_i \cdot pp_i - \sum_j^M Y_j \cdot ap_j \right) \\
 &+ \left(\sum_j^M Y_j \cdot ap_j - \sum_j^M Y_j \cdot c_j \right) = \sum_i^N X_i \cdot rp_i - \sum_j^M Y_j \cdot c_j
 \end{aligned} \tag{21}$$

En cada ronda de la subasta implementada con el modelo VBA, se obtendrá una asignación ganadora a partir de los precios que hayan sido enviados en esa ronda. La función objetivo que determinará esa asignación ganadora será la maximización del excedente del subastador, calculado según la ecuación (20). A su vez, cada asignación ganadora permitirá obtener un bienestar social determinado, calculado según la ecuación (21). La subasta ha sido diseñada —e implementada a través del modelo VBA— de tal forma que, a través de la sucesión de rondas de subasta, se acabe obteniendo una asignación final (W) que permita obtener el mayor bienestar social posible. De este modo, la subasta, tratando de maximizar el excedente del subastador en cada ronda, logrará obtener una asignación final que, al mismo tiempo, persiga la maximización del bienestar social.

El motivo de diseñar la subasta de esta manera, es decir, utilizando como función objetivo la maximización del excedente del subastador en lugar de utilizar directamente la maximización del bienestar social, reside en la idea de construir un mecanismo que no requiera la información sensible de los participantes (*i. e.* los precios de reserva y los costes de producción). Si quisiéramos obtener una asignación que lograra maximizar el bienestar social directamente, deberíamos proporcionar al *solver* los precios de reserva rp_i y los costes de producción c_j y resolver el problema de determinación del ganador con la función objetivo mostrada en la ecuación (22).

$$\text{maximizar } BS = \sum_j^M \left[\left(\sum_i^N s_{ji} \cdot rp_i - c_j \right) \cdot Y_j \right] = \sum_i^N X_i \cdot rp_i - \sum_j^M Y_j \cdot c_j \tag{22}$$

La principal ventaja de este mecanismo de subasta (desarrollado en profundidad en el capítulo 5) es, por tanto, que permite obtener una asignación eficiente (*i. e.* una asignación final que maximiza el bienestar social) sin información acerca de los precios de reserva de los compradores y de los costes de producción de los vendedores⁹.

Para conocer el grado de eficiencia de esa asignación, en esta sección compararemos el resultado obtenido por el mecanismo de subasta iterativa (*i. e.* **modelo de subasta iterativa**), en el que la información privada de los agentes permanece confidencial, con la asignación obtenida mediante la revelación al *solver* de la información completa acerca de precios de reserva y costes de producción (*i. e.* **modelo con información completa**). El modelo con información completa

⁹ Esto es crucial puesto que, como ya introdujimos en el capítulo anterior, los participantes de una subasta serán reticentes a revelar información reservada, como lo son el precio de reserva y los costes de producción.

permite calcular la solución ideal en la que la asignación obtenida maximiza el bienestar social del mercado. Para ello, como hemos indicado anteriormente, debemos proporcionar al *solver* directamente los precios de reserva y los costes de producción y resolver la asignación con la función objetivo de la ecuación (22). En este caso, es suficiente con ejecutar el *solver* una única vez, ya que la solución obtenida será considerada óptima en los experimentos realizados. Esta solución con información completa servirá como límite superior para evaluar la calidad de la solución obtenida mediante el mecanismo de subasta iterativa. De este modo, la comparación entre ambas soluciones (*i. e.* la comparación entre el BS obtenido por la subasta y el BS obtenido por la solución ideal proporcionada por el modelo con información completa) permitirá analizar la porción del bienestar social que es capaz de capturar la subasta (ver subsección 6.1.2 para mayor detalle).

En el resto de esta sección se desarrolla la construcción e implementación del modelo VBA a través de cuatro subsecciones. En la subsección 6.1.1 se presenta un ejemplo de implementación del modelo para un caso sencillo de subasta. A continuación, se definen las métricas que serán empleadas para el análisis del funcionamiento del mecanismo de subasta en la subsección 6.1.2 y se introduce el procedimiento que ha sido diseñado para la generación de escenarios de simulación en la subsección 6.1.3. Por último, en la subsección 6.1.4 se detallan los experimentos de simulación realizados y se analizan los resultados obtenidos.

6.1.1. Ejemplo de implementación del modelo VBA

En esta subsección procedemos a presentar un ejemplo de una subasta sencilla para introducir la interfaz en la que hemos implementado el modelo VBA. Consideremos un caso de subasta con 5 compradores y 4 vendedores en el que cada comprador solicita un ítem y cada vendedor solicita un lote de ítems. La figura 13 muestra una visualización de la interfaz construida para la simulación del modelo VBA. En ella se observan los siguientes datos de entrada de la subasta: precios de reserva, precios de compra iniciales, costes de producción, precios de oferta iniciales y la matriz binaria que relaciona ítems y lotes. Además, se han fijado los parámetros de salto de precios de la siguiente manera: salto del precio de compra $\mu = 5$ u.m. y salto del precio de oferta $\lambda = 10$ u.m.

En el centro superior de la figura se incluyen los datos relativos a los compradores (en amarillo) y se muestra una fila para calcular la utilidad que el comprador correspondiente recibirá por cada ítem asignado (UC), así como el excedente de los compradores que resultará de sumar esas utilidades (EC). Del mismo modo, en la parte central izquierda de la imagen se muestran los datos relativos a los vendedores (en verde), junto con una columna para calcular la utilidad obtenida por el vendedor correspondiente por cada lote asignado (UV) y una fila para calcular el excedente total de los vendedores (EV). En la parte central de la imagen aparece representada la matriz de lotes-ítems, en la que los bloques en color azul oscuro indican los ítems que están incluidos en cada lote (ver subsección 6.1.3 para mayor detalle). A la derecha de esta matriz encontramos el cálculo del margen obtenido por el subastador por cada lote asignado (MS_j) como la resta del total de los precios de compra por los ítems incluidos en dicho lote ($\sum_i pp_i$) y el precio de oferta por el lote (ap_j), así como el cálculo del excedente total del subastador resultante (ES).

En la parte superior izquierda de la imagen encontramos información sobre la ronda en la que se encuentra la subasta y sobre el valor de la función objetivo en esa ronda. De manera complementaria, en la esquina inferior derecha de la imagen se muestra el valor de la función objetivo considerada (en este caso, el excedente del subastador) y el cálculo del bienestar social

del mercado para la asignación obtenida. Esta asignación será temporal (W^t) a lo largo de las rondas, hasta que se alcance la asignación final W .

| | |
|-------------------------------------|----------|
| Ronda actual | 0 |
| Valor función objetivo | 0 |
| Solución encontrada en ronda | - |

| Pujas de compra | | | | | | ← Excedente compradores (EC) |
|-------------------|----|----|----|----|----|------------------------------|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | |
| Precio de reserva | 40 | 40 | 50 | 60 | 50 | |
| Precio de compra | 20 | 25 | 30 | 40 | 25 | |
| Ítems ganadores | ✗ | ✗ | ✗ | ✗ | ✗ | |
| UC | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |

| Pujas de oferta | | | | |
|-------------------------------|-------------|--------|---------|----|
| Id | Coste c_i | ap_i | Ganador | UV |
| L1 | 20 | 30 | ✗ 0 | 0 |
| L2 | 30 | 50 | ✗ 0 | 0 |
| L3 | 40 | 60 | ✗ 0 | 0 |
| L4 | 50 | 70 | ✗ 0 | 0 |
| Excedente vendedores (EV) --> | | | | 0 |

| Id | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 |
|----|----|----|----|----|----|
| L1 | | | | | |
| L2 | | | | | |
| L3 | | | | | |
| L4 | | | | | |

| Subastador | | |
|---------------------|--------|--------|
| $\sum_i pp_i$ | ap_j | MS_j |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| Exc subastador (ES) | | 0 |

| | |
|--|----------|
| Función objetivo >> | |
| Excedente subastador | 0 |
| $BS(W) = EC + EV + ES$ | 0 |

Figura 13: interfaz VBA con la configuración inicial de la subasta.

Tras la introducción de los datos de entrada, se procedería a la simulación de la primera ronda de la subasta, que se muestra en la figura 14. Recordemos que, según la formulación del PDG, el valor de MS_j debe ser positivo para que un lote resulte asignado (ecuación (16)). En este caso, se observa que el lote L1 es el único lote que ha resultado ganador en la ronda actual. El margen que obtiene el subastador por ese lote es de 65 unidades monetarias (u.m.), que, al mismo tiempo, será el valor de la función objetivo (i. e. el excedente del subastador). Además, se puede apreciar que el bienestar social o excedente total del mercado para esta asignación ganadora W^1 asciende a 130 u.m., que resultaría de la suma del excedente de los compradores (EC = 55), el excedente de los vendedores (EV = 10) y el propio excedente del subastador (ES = 65).

| | |
|-------------------------------------|-----------|
| Ronda actual | 1 |
| Valor función objetivo | 65 |
| Solución encontrada en ronda | 1 |

| Pujas de compra | | | | | | ← Excedente compradores (EC) |
|-------------------|----|----|----|----|----|------------------------------|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | |
| Precio de reserva | 40 | 40 | 50 | 60 | 50 | |
| Precio de compra | 20 | 25 | 30 | 40 | 25 | |
| Ítems ganadores | ✗ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | |
| UC | 0 | 15 | 20 | 20 | 0 | |

| Pujas de oferta | | | | |
|-------------------------------|-------------|--------|---------|----|
| Id | Coste c_i | ap_i | Ganador | UV |
| L1 | 20 | 30 | ✓ 10 | 10 |
| L2 | 30 | 50 | ✗ 0 | 0 |
| L3 | 40 | 60 | ✗ 0 | 0 |
| L4 | 50 | 70 | ✗ 0 | 0 |
| Excedente vendedores (EV) --> | | | | 10 |

| Id | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 |
|----|----|----|----|----|----|
| L1 | | ✓ | ✓ | ✓ | |
| L2 | | | | | |
| L3 | | | | | |
| L4 | | | | | |

| Subastador | | |
|---------------------|--------|--------|
| $\sum_i pp_i$ | ap_j | MS_j |
| 95 | 30 | 65 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| Exc subastador (ES) | | 65 |

| | |
|--|------------|
| Función objetivo >> | |
| Excedente subastador | 65 |
| $BS(W^1) = EC + EV + ES$ | 130 |

Figura 14: resultado de la primera ronda de la subasta.

Al avanzar hacia la segunda ronda, observamos en la figura 15 que los precios de compra de los ítems que no han resultado ganadores se han incrementado en 5 u.m. ($pc_1 = 25$ y $pc_5 = 30$) y los precios de oferta de los lotes perdedores se han reducido en 10 u.m. ($ap_2 = 40$, $ap_3 = 50$ y $ap_4 = 60$). A pesar de esta actualización de precios, el único lote asignado en la resolución del PDG vuelve a ser el L1, ya que es aquel que permite maximizar el excedente del subastador para los precios actuales.

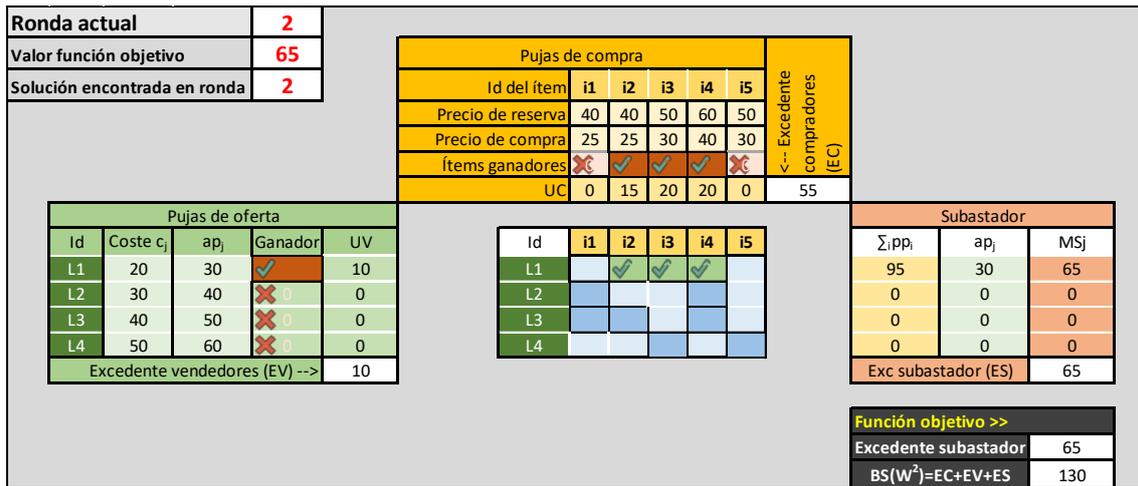


Figura 15: resultado de la segunda ronda de la subasta.

La figura 16 presenta la asignación W^3 resultante de la ronda 3. En este caso, podemos apreciar que, tras la actualización de precios, la asignación ganadora pasa a incluir los lotes L3 y L4. Observamos que el valor de la función objetivo ha ascendido a 70 u.m. y el bienestar social del mercado para esta asignación se ha elevado hasta 150 u.m.

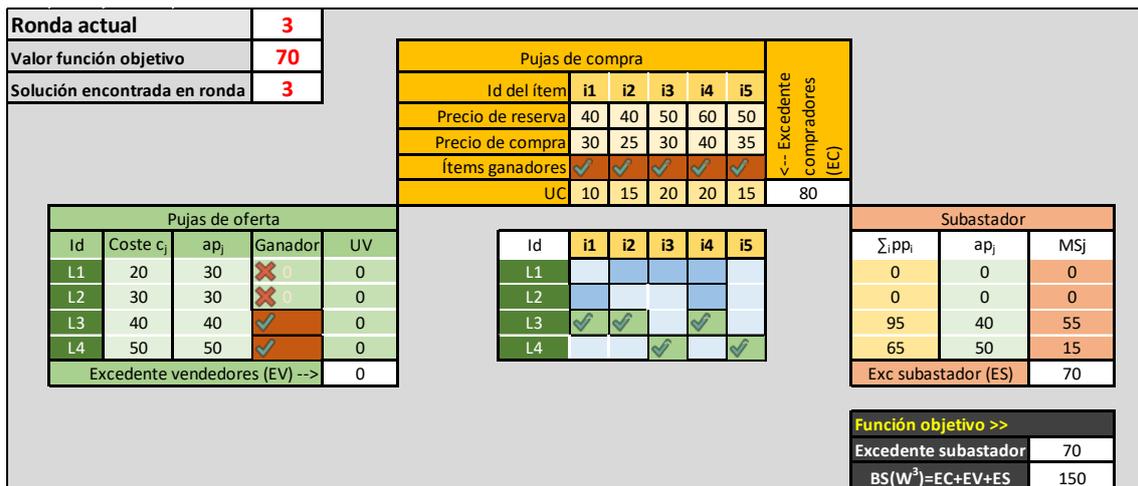


Figura 16: resultado de la tercera ronda de la subasta.

Siguiendo con el proceso de la subasta hacia la ronda 4, en este caso, no se actualizará ningún precio de compra —todos los ítems estaban asignados— y se actualizarán los precios de oferta ap_1 y ap_2 (ver figura 17). Como resultado, la asignación ganadora W^4 cambia y vuelve a reportar el lote L1 como el único ganador. En consecuencia, la función objetivo asciende a 75 u.m., mientras que volvemos a un bienestar social de 130 u.m. con esta asignación.

La ronda 5 cambia, de nuevo, la asignación obtenida (W^5). Los lotes L3 y L4 vuelven a resultar ganadores y la función objetivo asciende a 80 u.m (ver figura 18). Además, apreciamos que los precios de oferta de los lotes perdedores (ap_1 y ap_2) ya han alcanzado el valor del coste de producción y, por tanto, no pueden reducirse más. En este momento, se cierra la subasta y la asignación obtenida en la ronda 5 será anunciada como la asignación final W (i. e. $W^5=W$).

Una vez finalizada la subasta, observamos que el bienestar social obtenido con la asignación final W asciende a 150 u.m. Este es el bienestar social obtenido por el **modelo de subasta iterativa** y calculado mediante la ecuación (21).

6. Modelado y simulación de la subasta

| | |
|-------------------------------------|-----------|
| Ronda actual | 4 |
| Valor función objetivo | 75 |
| Solución encontrada en ronda | 4 |

| Pujas de compra | | | | | | | |
|-------------------|----|----|----|----|----|------------------------------|----|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | ← Excedente compradores (EC) | |
| Precio de reserva | 40 | 40 | 50 | 60 | 50 | | |
| Precio de compra | 30 | 25 | 30 | 40 | 35 | | |
| Ítems ganadores | ✗ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | | |
| UC | 0 | 15 | 20 | 20 | 0 | | 55 |

| Pujas de oferta | | | | |
|-------------------------------|-------------|--------|---------|----|
| Id | Coste c_j | ap_j | Ganador | UV |
| L1 | 20 | 20 | ✗ | 0 |
| L2 | 30 | 30 | ✗ | 0 |
| L3 | 40 | 40 | ✗ | 0 |
| L4 | 50 | 50 | ✗ | 0 |
| Excedente vendedores (EV) --> | | | | 0 |

| Subastador | | | | | |
|---------------------|--------|--------|--|--|--|
| $\sum_i pp_i$ | ap_j | MS_j | | | |
| 95 | 20 | 75 | | | |
| 0 | 0 | 0 | | | |
| 0 | 0 | 0 | | | |
| 0 | 0 | 0 | | | |
| Exc subastador (ES) | | 75 | | | |

| Función objetivo >> | |
|----------------------|-----|
| Excedente subastador | 75 |
| $BS(W^4)=EC+EV+ES$ | 130 |

Figura 17: resultado de la cuarta ronda de la subasta.

| | |
|-------------------------------------|-----------|
| Ronda actual | 5 |
| Valor función objetivo | 80 |
| Solución encontrada en ronda | 5 |

| Pujas de compra | | | | | | | |
|-------------------|----|----|----|----|----|------------------------------|----|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | ← Excedente compradores (EC) | |
| Precio de reserva | 40 | 40 | 50 | 60 | 50 | | |
| Precio de compra | 35 | 25 | 30 | 40 | 40 | | |
| Ítems ganadores | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | |
| UC | 5 | 15 | 20 | 20 | 10 | | 70 |

| Pujas de oferta | | | | |
|-------------------------------|-------------|--------|---------|----|
| Id | Coste c_j | ap_j | Ganador | UV |
| L1 | 20 | 20 | ✗ | 0 |
| L2 | 30 | 30 | ✗ | 0 |
| L3 | 40 | 40 | ✓ | 0 |
| L4 | 50 | 50 | ✓ | 0 |
| Excedente vendedores (EV) --> | | | | 0 |

| Subastador | | | | | |
|---------------------|--------|--------|--|--|--|
| $\sum_i pp_i$ | ap_j | MS_j | | | |
| 0 | 0 | 0 | | | |
| 0 | 0 | 0 | | | |
| 100 | 40 | 60 | | | |
| 70 | 50 | 20 | | | |
| Exc subastador (ES) | | 80 | | | |

| Función objetivo >> | |
|----------------------|-----|
| Excedente subastador | 80 |
| $BS(W^5)=W=EC+EV+ES$ | 150 |

Figura 18: resultado de la quinta ronda de la subasta.

En la tabla representada en la figura 19 se incluye un resumen de las rondas de la subasta. Los datos que incluye esta tabla son el cálculo de excedentes para cada grupo de agentes, el bienestar social obtenido, las asignaciones resultantes en cada ronda y los precios de compra y de oferta. En las columnas de precios, las celdas resaltadas en un color más oscuro indican las pujas que están ganando esa ronda y que, por tanto, no tendrán que actualizar sus precios de cara a la siguiente ronda. En este sentido, podemos apreciar que no se produce ningún cambio de precios entre las rondas 5 y 6, lo que indica que la subasta está terminada y que la asignación de la ronda 5 pasará a convertirse en la asignación final.

| Ronda | Excedentes | | | | Pujas de compra | | | | | Ítems ganadores | | | | | Pujas de oferta | | | | Lotes ganadores | | | |
|-------|------------|----|----|----|-----------------|-----|-----|-----|-----|-----------------|----|----|----|----|-----------------|-----|-----|-----|-----------------|----|----|----|
| | BS(W) | EV | EC | ES | PP1 | PP2 | PP3 | PP4 | PP5 | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | AP1 | AP2 | AP3 | AP4 | L1 | L2 | L3 | L4 |
| 1 | 130 | 10 | 55 | 65 | 20 | 25 | 30 | 40 | 25 | ✗ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | 30 | 50 | 60 | 70 | ✓ | ✗ | ✗ | ✗ |
| 2 | 130 | 10 | 55 | 65 | 25 | 25 | 30 | 40 | 30 | ✗ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | 30 | 40 | 50 | 60 | ✓ | ✗ | ✗ | ✗ |
| 3 | 150 | 0 | 80 | 70 | 30 | 25 | 30 | 40 | 35 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | 30 | 30 | 40 | 50 | ✗ | ✗ | ✓ | ✓ |
| 4 | 130 | 0 | 55 | 75 | 30 | 25 | 30 | 40 | 35 | ✗ | ✓ | ✓ | ✓ | ✗ | 20 | 30 | 40 | 50 | ✓ | ✗ | ✗ | ✗ |
| 5 | 150 | 0 | 70 | 80 | 35 | 25 | 30 | 40 | 40 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | 20 | 30 | 40 | 50 | ✗ | ✗ | ✓ | ✓ |
| 6 | 150 | 0 | 70 | 80 | 35 | 25 | 30 | 40 | 40 | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | 20 | 30 | 40 | 50 | ✗ | ✗ | ✓ | ✓ |

Figura 19: resumen de las asignaciones y de los excedentes en cada ronda de la subasta.

6.1.2. Métricas

En esta subsección presentamos la métrica que será utilizada para analizar la eficiencia del mecanismo de subasta iterativa a la hora de determinar la asignación ganadora. Asimismo, introducimos una segunda métrica que permitirá analizar el tiempo necesario para que la subasta encuentre una asignación final.

Como hemos observado en la subsección 6.1.1, el cálculo del bienestar social obtenido por el mecanismo de subasta iterativa lo realizamos mediante la simulación de la subasta. En esta simulación, los agentes irán actualizando sus precios de compra (pp_i) y precios de oferta (ap_j), ronda tras ronda, hasta obtener una asignación final (W). Cabe recordar que la subasta iterativa persigue la maximización del excedente del subastador (*i. e.* la función objetivo del PDG formulado en la sección 5.1.3, ecuación (15)). Además, recordemos que la información privada de los participantes —los precios de reserva de los compradores rp_i y los costes de producción de los vendedores c_j — no se revelan durante el proceso de subasta. Una vez obtenida la asignación final de la subasta (W), calculamos el bienestar social obtenido por esta (*i. e.* $BS(W)$) como la diferencia entre los precios de reserva de los ítems ganadores y los costes de producción de los lotes ganadores, de acuerdo con la ecuación (21). Así, para el ejemplo presentado en la subsección 6.1.1, la asignación final W devolvería los lotes L3 y L4 como ganadores. El lote L3 incluye los ítems i_1 , i_2 e i_4 , mientras que el lote L4 está formado por los ítems i_3 e i_5 . El cálculo del bienestar social para esta asignación ($BS(W)$) sería el siguiente:

$$\begin{aligned}
 BS(W) &= \sum_{i \in W} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W} Y_j \cdot c_j \\
 &= 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 50 + 1 \cdot 60 + 1 \cdot 50 - 0 \cdot 20 - 0 \cdot 30 \\
 &\quad - 1 \cdot 40 - 1 \cdot 50 = 240 - 90 = 150
 \end{aligned} \tag{23}$$

Este cálculo es equivalente a la suma de los excedentes de compradores (EC), vendedores (EV) y subastador (ES), según se muestra en la parte inferior derecha de la figura 18 y de acuerdo con la ecuación (24).

$$\begin{aligned}
 BS(W) &= EC + ES + EV \\
 &= \left(\sum_i^N X_i \cdot rp_i - \sum_i^N X_i \cdot pp_i \right) + \left(\sum_i^N X_i \cdot pp_i - \sum_j^M Y_j \cdot ap_j \right) \\
 &\quad + \left(\sum_j^M Y_j \cdot ap_j - \sum_j^M Y_j \cdot c_j \right) \\
 &= [(1 \cdot 40 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 50 + 1 \cdot 60 + 1 \cdot 50) \\
 &\quad - (1 \cdot 35 + 1 \cdot 25 + 1 \cdot 30 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40)] \\
 &\quad + [(1 \cdot 35 + 1 \cdot 25 + 1 \cdot 30 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40) \\
 &\quad - (0 \cdot 20 + 0 \cdot 30 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40)] \\
 &\quad + [(0 \cdot 20 + 0 \cdot 30 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40) \\
 &\quad - (0 \cdot 20 + 0 \cdot 30 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40)] = 70 + 80 + 0 = 150
 \end{aligned} \tag{24}$$

Por otro lado, para obtener la solución con información completa (*i. e.* la asignación que consideramos óptima, puesto que maximiza el bienestar social al incluir la información privada de los participantes de la subasta), el problema entero binario para determinar la asignación ganadora de la subasta se resuelve tomando directamente los precios de reserva de los

compradores por los ítems (rp_i) y los costes de producción de los vendedores por los lotes que desean suministrar (c_j), tal y como se ha indicado en la ecuación (22).

En este caso, la función objetivo es la maximización del bienestar social del mercado (BS), definido como la diferencia entre los precios de reserva de los compradores y los costes de producción de los vendedores. Este modelo con información completa devolverá la asignación óptima W^* , que será aquella para la que la diferencia entre la suma de los precios de reserva de los ítems ganadores y la suma de los costes de producción de los lotes ganadores sea máxima (ver ecuación (22)). La solución obtenida con este modelo con información completa (*i. e.* el bienestar social de la asignación óptima W^* , $BS(W^*)$, según el cálculo de la ecuación (25), se empleará como la referencia contra la que compararemos la solución obtenida con la subasta (*i. e.* el bienestar social de la asignación W , $BS(W)$, obtenido según la ecuación (21)).

$$BS(W^*) = \sum_{i \in W^*} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W^*} Y_j \cdot c_j \tag{25}$$

Para el caso de ejemplo presentado en la subsección 6.1.1, la resolución del modelo con información completa se representa en la figura 20. En este caso, el *solver* resuelve el PDG de la subasta reemplazando los valores de los precios de compra (pp_i) por los de los precios de reserva (rp_i) y los valores de los precios de oferta (ap_j) por los de los costes de producción (c_j). La función objetivo se muestra en la ecuación (22). En la figura 7 observamos que la asignación óptima W^* que nos devuelve el *solver* contiene los lotes L3 y L4. Asimismo, el valor del bienestar social para esa asignación ($BS(W^*)$) asciende a 150 u.m. El cálculo del $BS(W^*)$ para el caso de ejemplo se obtendría mediante la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} BS(W^*) &= \sum_{i \in W^*} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W^*} Y_j \cdot c_j \\ &= 1 \cdot 40 + 1 \cdot 40 + 1 \cdot 50 + 1 \cdot 60 + 1 \cdot 50 - 0 \cdot 20 - 0 \cdot 30 \\ &\quad - 1 \cdot 40 - 1 \cdot 50 = 240 - 90 = 150 \end{aligned} \tag{26}$$

Por lo tanto, apreciamos que, para el caso de ejemplo considerado, el modelo de subasta iterativa ha conseguido encontrar la asignación óptima ($W=W^*$) y, en consecuencia, el bienestar social obtenido es equivalente en los dos modelos ($BS(W) = BS(W^*)$).

| | |
|-------------------------------|------------|
| Ronda actual | - |
| Valor función objetivo | 150 |

| Pujas de compra | | | | | | Excedente compradores (EC) |
|-------------------|----|----|----|----|----|----------------------------|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 | |
| Precio de reserva | 40 | 40 | 50 | 60 | 50 | |
| Precio de compra | - | - | - | - | - | |
| Ítems ganadores | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | |
| UC | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | |

| Pujas de oferta | | | | |
|-------------------------------|-------------|--------|---------|----|
| Id | Coste c_j | ap_j | Ganador | UV |
| L1 | 20 | - | ✗ 0 | 0 |
| L2 | 30 | - | ✗ 0 | 0 |
| L3 | 40 | - | ✓ 0 | 0 |
| L4 | 50 | - | ✓ 0 | 0 |
| Excedente vendedores (EV) --> | | | | 0 |

| Id | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 |
|----|----|----|----|----|----|
| L1 | | | | | |
| L2 | | | | | |
| L3 | ✓ | ✓ | | ✓ | |
| L4 | | | ✓ | | ✓ |

| Subastador | | |
|---------------------|-------|-----|
| $\sum rp_i$ | c_j | MSj |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 |
| 140 | 40 | 100 |
| 100 | 50 | 50 |
| Exc subastador (ES) | | 150 |

| | |
|----------------------------------|------------|
| Función objetivo >> | |
| BS(W*) | 150 |

Figura 20: cálculo de W^* y de $BS(W^*)$ para el modelo con información completa.

Definimos la métrica de eficiencia $Eff(W)$ en la expresión (27) para comparar el bienestar social obtenido en la asignación final W por el Algoritmo 1 (*i. e.* el modelo de subasta iterativa), en el que la información sobre precios de reserva y costes de producción no se revela, con el bienestar social obtenido en la solución óptima W^* (*i. e.* el modelo con información completa). Esta métrica muestra cuán eficiente es la subasta a la hora de determinar una asignación de ítems al tiempo que se preserva la confidencialidad de la información sensible de los participantes. Cuanto más próximo sea el valor de $\%Eff(W)$ al 100%, mayor será la calidad de la solución obtenida por la subasta iterativa.

$$Eff(W) = \frac{BS(W)}{BS(W^*)} = \frac{\sum_{i \in W} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W} Y_j \cdot c_j}{\sum_{i \in W^*} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W^*} Y_j \cdot c_j} \quad (27)$$

$$\%Eff(W) = Eff(W) \cdot 100\% \quad (28)$$

La eficiencia obtenida por la subasta considerada en el caso de ejemplo de la subsección 6.1.1 se obtendría a través del cociente entre la expresión (23) y la expresión (26), de la siguiente manera:

$$Eff(W) = \frac{BS(W)}{BS(W^*)} = \frac{\sum_{i \in W} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W} Y_j \cdot c_j}{\sum_{i \in W^*} X_i \cdot rp_i - \sum_{j \in W^*} Y_j \cdot c_j} = \frac{150}{150} = 1 \quad (29)$$

$$\%Eff(W) = Eff(W) \cdot 100\% = 1 \cdot 100\% = 100\% \quad (30)$$

La interpretación que hacemos del resultado de la métrica de eficiencia para el caso de ejemplo es que el modelo iterativo de la subasta ha conseguido encontrar la asignación óptima aun manteniendo privada la información sensible de los participantes. Sin embargo, en esta sección se ha presentado un ejemplo básico para facilitar la comprensión del funcionamiento del mecanismo de subasta, por lo que no podemos esperar que el modelo iterativo encuentre siempre la asignación óptima. Algunas situaciones que pueden originar que la subasta iterativa encuentre un resultado subóptimo podrían ser que el número de rondas fijadas sea insuficiente para llegar a la asignación óptima o que los participantes no consigan agotar sus precios de reserva y costes de producción en aquellos casos en los que se mantenga la misma asignación desde rondas tempranas.

Otro aspecto clave a la hora de evaluar el mecanismo de subasta es la cantidad de tiempo que requiere para alcanzar la solución final. En un contexto real, el hecho de alcanzar una solución eficiente en el menor número de rondas posible es crucial. En este caso, empleamos como métrica el número de rondas que necesita la subasta para obtener una asignación final en el proceso definido en el Algoritmo 1. Esta métrica nos permitirá evaluar el tiempo requerido para lograr la solución final en diferentes escenarios de subasta.

6.1.3. Diseño de los escenarios para la simulación

El nivel de eficiencia de la subasta se analiza mediante un estudio sobre varios escenarios con distinta complejidad. Esta subsección está dedicada a presentar el proceso de generación de escenarios de subasta. La generación de escenarios sigue un proceso dirigido a diseñar datos de entrada factibles para la simulación de la subasta. Los datos generados para cada escenario son los N ítems que serán subastados y los M lotes solicitados, los precios de reserva rp_i y los precios de compra iniciales para cada ítem pp_i^1 , y los costes de producción c_j y los precios de oferta

iniciales por cada lote ap_j^1 . Todos los valores empleados para la generación de datos iniciales se han obtenido a partir de un proceso preliminar de refinamiento de parámetros.

En primer lugar, se genera una matriz binaria $M \times N$ que representa los lotes de ítems solicitados por cada vendedor. Para ello, se emplea un parámetro de saturación δ que determinará la densidad de la matriz. De acuerdo con el valor de δ , las celdas de la matriz tomarán un 1 o un 0 siguiendo un procedimiento aleatorio en el que se garantiza que al menos una celda de cada fila y una celda de cada columna toman un 1 (*i. e.* todos los ítems se incluyen, al menos, en un lote y todos los lotes tienen, al menos, un ítem). Para un escenario con 5 compradores y 4 vendedores (matriz $5 \cdot 4 = 20$) y una saturación de $\delta=0.5$, un total de 10 celdas ($0.5 \cdot 20 = 10$) tomarán un 1. Un ejemplo de matriz de ítems 4×5 con una saturación de $\delta=0.5$ se muestra en la figura 21. En ella, los bloques en azul oscuro representan los diez valores que han tomado un 1 en la matriz, mientras que el resto serían los que han tomado un 0. De este modo, se genera una matriz para cada escenario a partir del número de filas M (lotes de ítems solicitados), del número de columnas N (ítems totales) y del parámetro de saturación δ .

| Id | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 |
|----|----|----|----|----|----|
| L1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| L2 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| L3 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| L4 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |

Figura 21: matriz binaria $M \times N$ calculada para un valor del parámetro de saturación $\delta=0.5$.

A continuación, se generan los precios de compra iniciales pp_i^1 a partir de una distribución uniforme $U(30, 80)$. Para la generación de los precios de reserva rp_i , se toman los precios de compra y se les añade una cantidad aleatoria proveniente de una distribución uniforme $U(16,120)$. Este procedimiento permite asegurar que los precios de compra iniciales siempre estarán por debajo de los precios de reserva. La figura 22 presenta el cálculo de estos valores para un ejemplo con 5 ítems.

| Pujas de compra | | | | | |
|--------------------------|-----|-----|-----|----|----|
| Id del ítem | i1 | i2 | i3 | i4 | i5 |
| Precio de reserva | 118 | 118 | 182 | 80 | 90 |
| Precio de compra inicial | 51 | 70 | 78 | 33 | 48 |

Figura 22: ejemplo de generación de datos de compra.

Más tarde, se calculan los datos de los vendedores. Un ejemplo con 4 lotes se muestra en la figura 23. En primer lugar, se calcula una base de puja como el producto escalar (pe_j) de cada fila de la matriz binaria y el vector de precios de compra iniciales. Los precios de oferta iniciales ap_j^1 se obtienen, entonces, a partir de la expresión $ap_j^1 = pe_j + pe_j \cdot U(1, 1.6)$, siendo U una distribución uniforme. Esto permite asegurar que, en la primera ronda, no existirá ninguna asignación factible con las pujas iniciales y los participantes se verán obligados a actualizar sus precios. Por último, los costes de producción para cada puja de oferta enviada (c_j) se generan según la expresión $c_j = ap_j^1 - pe_j \cdot U(0.2, 1)$. De este modo, los costes de producción siempre estarán por debajo de los precios de oferta iniciales.

| Pujas de oferta | | | | |
|---------------------------|-----|-----|-----|-----|
| Id del lote | L1 | L2 | L3 | L4 |
| Base de puja (prod. esc.) | 103 | 162 | 177 | 118 |
| Precio de oferta inicial | 206 | 226 | 442 | 125 |
| Coste de producción | 179 | 152 | 247 | 96 |

Figura 23: ejemplo de generación de datos de venta.

Se han configurado siete escenarios para evaluar la eficiencia del mecanismo de subasta (medida según la ecuación (28)) y la sensibilidad de los parámetros. Los datos de entrada de los escenarios, que se han generado siguiendo el procedimiento descrito en los párrafos anteriores, se resumen en la tabla 17.

Tabla 17: configuración de los escenarios de simulación.

| Escenario | I | II | III | IV | V | VI | VII |
|-----------|----|----|-----|----|----|----|-----|
| Ítems (N) | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Lotes (M) | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |

6.1.4. Simulación de escenarios

Esta sección presenta los experimentos realizados para evaluar el rendimiento del mecanismo de subasta y para determinar los valores más apropiados de los parámetros para cada escenario. El análisis se centra en el efecto del tamaño de la entrada (el número de agentes) y el valor de los parámetros de la subasta en la solución obtenida, así como en el tiempo necesario para alcanzar esa solución. En consecuencia, las métricas que se medirán son aquellas que hemos definido en la sección 6.1.2, es decir, la calidad de la solución final en términos de eficiencia del mercado $Eff(W)$ y el número de rondas necesarias para alcanzar esa solución final.

El criterio de parada considerado para todos los experimentos es que, o bien no se produzcan mejoras en la función objetivo durante 10 rondas consecutivas, o bien la subasta alcance un máximo de 40 rondas. Puesto que uno de los objetivos de esta simulación es analizar las mejores condiciones para ejecutar la subasta en un contexto real, parece razonable pensar que ejecutar la subasta durante más de 40 rondas sería poco práctico.

Todos los experimentos se han ejecutado empleando el *solver* COIN-OR CBC¹⁰ para resolver el problema de determinación del ganador tanto en la subasta iterativa (en la que se usa el *solver* ronda a ronda) como en el modelo con información completa (en el que se usa el *solver* una única vez). Todas las simulaciones se han implementado en un ordenador de propósito general con un procesador Core i7 de 2.6 GHz con 16 GB de RAM, 512 GB de memoria y Windows 10 como sistema operativo.

El primer experimento analiza el efecto conjunto del número de agentes y la cantidad mínima de actualización de precios (*i. e.* el salto de precio λ , μ) sobre los resultados de la subasta. Recordemos que estos saltos de precio son fijados por el subastador al comienzo de la subasta (ver Algoritmo 1 en la sección 5.2.1) y representan el precio mínimo que deberán disminuir los vendedores (λ) e incrementar los compradores (μ) que no estén ganando sus pujas en la ronda

¹⁰ <https://www.coin-or.org/>

actual para participar en la siguiente ronda. Este experimento permitirá evaluar el grado de sensibilidad de estos parámetros λ y μ para la simulación en términos de la eficiencia alcanzada. Puesto que esta es una fase inicial para el refinamiento de los parámetros de la subasta de cara a su implementación en un contexto real, consideramos el mismo valor para ambos (*i. e.* $\lambda=\mu$).

En este experimento, se simulan los siete escenarios descritos en la tabla 17 para cuatro valores diferentes de salto de precios $\lambda=\mu$: 1, 5, 10 y 15. El parámetro de saturación se fija en $\delta=0.2$ para todas las instancias y cada escenario se ejecuta 20 veces. Los resultados se promedian y se muestran en la tabla 18 y en la tabla 19, respectivamente.

En la tabla 18 se calcula la eficiencia según la ecuación (28) (*i. e.* el porcentaje del bienestar social capturado por la subasta) para distintos valores del salto de precio ($\lambda=\mu$). A la luz de los resultados mostrados en la tabla, podemos apreciar que la subasta alcanza una elevada eficiencia en la mayoría de los casos, salvo cuando se fija un salto de precio muy pequeño ($\lambda=\mu=1$). En esta línea, se observa que, en los siete escenarios analizados, la eficiencia de la subasta aumenta a medida que el tamaño del salto de precio aumenta, lo cual puede parecer contraintuitivo. No obstante, este fenómeno está condicionado por el criterio de parada de finalizar la subasta después de un máximo de 40 rondas (puesto que estamos interesados en conocer las condiciones para una implementación práctica del mecanismo, como hemos indicado anteriormente). Estos resultados parecen indicar que, para un salto de precio muy pequeño, la subasta necesita más de 40 rondas para converger a una asignación final.

Tabla 18: resultados de eficiencia %Eff(W) para distintos saltos de precios (λ, μ).

| % Eff(W) | | | | | | | |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Escenario | I | II | III | IV | V | VI | VII |
| Ítems (N) | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Lotes (F) | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |
| Ejecuciones | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| $\lambda=\mu=1$ | 66.949 | 68.907 | 64.374 | 64.390 | 75.430 | 51.669 | 64.650 |
| $\lambda=\mu=5$ | 98.838 | 98.939 | 91.833 | 96.412 | 95.683 | 83.518 | 90.180 |
| $\lambda=\mu=10$ | 99.872 | 99.504 | 99.994 | 99.734 | 98.675 | 93.341 | 97.950 |
| $\lambda=\mu=15$ | 99.420 | 98.929 | 99.861 | 99.765 | 99.506 | 98.481 | 98.757 |

La hipótesis anterior se evalúa a través de un segundo experimento en el que se analiza el efecto del salto de precio ($\lambda=\mu$) sobre el número de rondas necesarias para alcanzar una asignación final. Al igual que en el experimento anterior, el valor del parámetro de saturación se mantiene en $\delta=0.2$ y se ejecutan 20 instancias de cada escenario. Como se muestra en la tabla 19, el número de rondas es mayor en promedio cuando el salto de precio es pequeño, y se encuentra en torno a 40 para escenarios con un mayor número de agentes. Además, el número de rondas tiende a disminuir a medida que aumenta el salto de precio para todos los escenarios. Estos resultados sugieren que, en la mayoría de los escenarios con un número elevado de agentes y un salto de precio pequeño, se necesitan más de 40 rondas para alcanzar la mejor solución posible.

Tabla 19: número de rondas para distintos saltos de precios (λ, μ).

| Número de rondas | | | | | | | |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Escenario | I | II | III | IV | V | VI | VII |
| Ítems (N) | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Lotes (F) | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |
| Ejecuciones | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| $\lambda=\mu=1$ | 31.601 | 35.568 | 38.719 | 37.308 | 39.949 | 37.741 | 40.000 |
| $\lambda=\mu=5$ | 26.854 | 31.830 | 38.355 | 39.439 | 39.899 | 39.848 | 39.748 |
| $\lambda=\mu=10$ | 13.246 | 16.254 | 27.715 | 30.307 | 33.352 | 38.695 | 39.638 |
| $\lambda=\mu=15$ | 9.038 | 10.741 | 19.096 | 19.803 | 20.362 | 35.832 | 36.986 |

Los resultados de estos dos primeros experimentos confirman la importancia de fijar un salto de precio mínimo $\lambda(\mu)$ para garantizar un buen equilibrio entre eficiencia y duración. Se observa que la eficiencia obtenida con un salto de precio no muy pequeño no difiere de manera significativa entre los distintos escenarios, mientras que el número de rondas claramente disminuye a medida que el salto de precio aumenta. Por lo tanto, podemos concluir que el tamaño del salto de precio tiene una gran influencia sobre la duración de la subasta, pero no afecta significativamente a la calidad de la solución alcanzada.

El subastador también estará interesado en conocer el comportamiento de la subasta para distintas configuraciones de ítems y lotes. Por ello, se analiza la sensibilidad del parámetro de saturación δ —que determina la densidad de la matriz de ítems— para evaluar la respuesta de la subasta a medida que la complejidad de la matriz de ítems aumenta. Este análisis se lleva a cabo mediante dos nuevos experimentos en los que simulamos los siete escenarios para tres valores del parámetro δ : 0.1, 0.2 y 0.3. El salto de precio se fija en $\lambda=\mu=5$ para todas las instancias. Cada escenario se ejecuta 20 veces y se calcula el promedio de %Eff(W) (ecuación (28)) y el número de rondas obtenidos.

El tercer experimento analiza el efecto de la saturación de la matriz δ sobre la eficiencia de la subasta. Los resultados de la tabla 20 muestran únicamente un ligero decremento de la eficiencia a medida que la saturación aumenta, especialmente en escenarios con un gran número de agentes (como los escenarios VI y VII). Esto, nuevamente, parece estar ocasionado por la limitación de la subasta a 40 rondas, lo que sugiere que, en escenarios más complejos en los que hay un número elevado de agentes y la densidad de la matriz no es muy baja, se necesitan más de 40 rondas para alcanzar una solución próxima a la óptima.

Tabla 20: resultados de eficiencia %Eff(W) para distintas saturaciones de la matriz de ítems (δ).

| % Eff(W) | | | | | | | |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Escenario | I | II | III | IV | V | VI | VII |
| Ítems (N) | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Lotes (F) | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |
| Ejecuciones | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| $\delta=0.1$ | 98.692 | 99.162 | 99.743 | 99.321 | 99.403 | 99.116 | 99.633 |
| $\delta=0.2$ | 99.872 | 99.504 | 99.994 | 99.734 | 98.675 | 93.341 | 97.950 |
| $\delta=0.3$ | 99.658 | 99.859 | 94.697 | 98.133 | 97.484 | 88.760 | 89.990 |

El cuarto experimento permite comprobar esta afirmación, ya que analiza el número de rondas necesarias para alcanzar la asignación final para distintas saturaciones de la matriz (δ). Los resultados de este experimento se muestran en la tabla 21. Como cabría esperar, el número de rondas en los escenarios con mayor número de agentes (VI y VII) es muy próximo a 40 para valores de δ superiores a 0.1. Igualmente, se aprecia una significativa disminución del número de rondas con el descenso de la saturación para todos los escenarios. Además, el menor número de rondas se obtiene en escenarios con pocos agentes (I y II) para los tres valores distintos de saturación. Por lo tanto, se puede esperar que un escenario con pocos agentes y un valor de saturación bajo debería reducir la duración de la subasta.

Tabla 21: número de rondas para distintas saturaciones de la matriz de ítems (δ).

| Número de rondas | | | | | | | |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Escenario | I | II | III | IV | V | VI | VII |
| Ítems (N) | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Lotes (F) | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |
| Ejecuciones | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| $\delta=0.1$ | 4.416 | 5.570 | 18.227 | 15.610 | 20.716 | 33.142 | 35.760 |
| $\delta=0.2$ | 13.246 | 16.254 | 27.715 | 30.307 | 33.352 | 38.695 | 39.638 |
| $\delta=0.3$ | 17.678 | 20.566 | 34.125 | 36.901 | 36.284 | 39.848 | 39.797 |

A la luz de los resultados anteriores, el subastador deberá adaptar el tamaño del salto de precio y de la saturación de la matriz al número de agentes que participen en la subasta. Dado que el objetivo es alcanzar un resultado eficiente en el menor número de rondas posible, el subastador estará interesado en fijar un salto de precio mayor cuanto mayor sea el número de agentes. Además, el subastador deberá tratar de mantener la saturación de la matriz en niveles bajos cuando determine los compradores y vendedores que participarán en la subasta.

De acuerdo con los resultados, la subasta que hemos propuesto puede ser implementada directamente en escenarios con un menor número de agentes (*i. e.* I-IV) —donde compradores y vendedores actualizan sus precios tras cada ronda— mediante una selección apropiada de los valores de los parámetros. Sin embargo, para escenarios más complejos (*i. e.* VI-VII), es aconsejable explorar la posibilidad de implementar un sistema de agentes autónomos en el que compradores y vendedores dispongan de sus agentes proxy de software, que irán actualizando los precios por ellos. Este sistema de puja basado en agentes proxy permitiría ejecutar la subasta durante más rondas con un esfuerzo mínimo por parte de los participantes.

6.2. Modelo DEVS para la simulación de la subasta

Una vez que hemos comprobado el correcto funcionamiento del modelo teórico de la subasta y que ya conocemos los parámetros más favorables para la generación de escenarios, esta segunda fase está destinada a la construcción de un modelo formal de la subasta que sirva como base para llevar a cabo la simulación de escenarios más complejos. Debido a la naturaleza del sistema que queremos modelar —una subasta en la que participan numerosos agentes distribuidos que van realizando pujas de manera asíncrona— decidimos emplear el formalismo de especificación de sistemas basados en eventos discretos (DEVS) para la construcción del modelo. La principal razón para el empleo de DEVS para la construcción de este modelo es que,

gracias a su paradigma modular, el modelo se puede reutilizar completamente para elaborar futuras extensiones. Además, DEVS nos proporciona un formalismo riguroso para la definición formal del modelo de la subasta.

En esta sección presentamos el diseño de un modelo DEVS de la subasta. Este modelo DEVS será comparado con el modelo que hemos elaborado utilizando VBA (ver sección 6.1) para verificar que los resultados que se obtienen con ambas implementaciones son consistentes. El contenido de la sección está estructurado en tres subsecciones: primero, se lleva a cabo una introducción al formalismo DEVS y al simulador Cadmium (subsección 6.2.1); a continuación, se detalla el modelo DEVS desarrollado para la subasta (subsección 6.2.2); finalmente, se presenta la implementación de este modelo en el entorno de simulación Cadmium y su verificación a través de un caso de estudio (subsección 6.2.3).

6.2.1. El formalismo DEVS y el simulador Cadmium

DEVS es un formalismo jerárquico y modular diseñado para modelar sistemas dinámicos mediante eventos discretos. La principal ventaja de DEVS es que permite un acoplamiento modular de modelos para construir sistemas complejos a partir de modelos simples (Zeigler et al., 2018). Esta metodología, que tiene su base en la teoría general de sistemas, representa modelos de un sistema usando dos tipos de modelos: atómicos y acoplados. Los modelos atómicos permiten definir el comportamiento del sistema; en cambio, los modelos acoplados se emplean para articular la estructura general del modelo completo. De este modo, un modelo atómico en DEVS define el comportamiento de un único componente, mientras que los modelos formados por más de un componente se llaman modelos acoplados. Estos modelos atómicos y acoplados tienen la capacidad de enlazar sus entradas y salidas, facilitando, de este modo, la construcción de modelos complejos a partir de componentes sencillos.

La definición de los modelos atómicos se especifica como una caja negra con un estado y una duración determinada para ese estado. Cuando la duración de ese estado transcurre por completo (según la función ta), se genera un evento de salida (a través de la función λ) y ocurre una transición interna que modifica el estado del modelo (a través de la función δ_{int}). Igualmente, la actualización del estado del modelo puede estar motivada por la aparición de un evento externo (a través de la función δ_{ext}). Para la definición formal de un modelo atómico en DEVS se emplea el siguiente formalismo¹¹:

$$M = \langle X, Y, S, \delta_{int}, \delta_{ext}, \lambda, ta \rangle$$

Donde:

$X = \{(p, v) \mid p \in IPorts, v \in X_p\}$ es el conjunto de eventos de entrada, donde $IPorts$ representa el conjunto de puertos de entrada y X_p representa el conjunto de valores para los puertos de entrada;

$Y = \{(p, v) \mid p \in OPorts, v \in Y_p\}$ es el conjunto de eventos de salida, donde $OPorts$ representa el conjunto de puertos de salida e Y_p representa el conjunto de valores para los puertos de salida;

S es el conjunto de estados secuenciales;

¹¹ El formalismo que presentamos aquí es el que se conoce como “DEVS con puertos” y es una variante simplificada del formalismo “DEVS clásico”.

$\delta_{int}: S \rightarrow S$ es la función de transición interna que determina la transición entre estados del modelo cuando la duración del estado ha concluido y no ha llegado ningún evento externo;

$\delta_{ext}: Q \times X \rightarrow S$ es la función de transición externa que determina el próximo estado cuando llega un evento externo, donde $Q = \{(s,e) \mid s \in S, 0 \leq e \leq ta(s)\}$ y e es el tiempo transcurrido desde la última transición de estado;

$\lambda: S \rightarrow Y$ es la función de salida que determina la salida del modelo a partir del estado actual;

$ta: S \rightarrow \mathbb{R}_0^+ \cup \infty$ es la función de avance del tiempo que determine el tiempo restante hasta la nueva transición interna.

El principal atractivo de DEVS es su versatilidad, que reside en su capacidad para representar sistemas con un número finito de estados posibles, donde las transiciones entre estados dependen del tiempo transcurrido en el estado anterior. Esto permite una representación comprensiva de sistemas gobernados por secuencias de eventos. Una característica interesante de DEVS es su metodología *bottom-up*, que permite mantener acotada la complejidad del modelo a medida que se va incrementando su tamaño y que, además, permite realizar una verificación por etapas dado que cada modelo acoplado se puede evaluar de forma independiente. Asimismo, una gran ventaja del paradigma DEVS es la independencia que existe entre la especificación del modelo y su mecanismo de simulación, lo que facilita la obtención de un modelo correcto y fiable, así como su verificación y validación.

La herramienta que emplearemos para implementar el modelo DEVS de la subasta es el entorno de simulación Cadmium (Belloli et al., 2019; Cárdenas & Wainer, 2022). Cadmium es un simulador DEVS diseñado en el lenguaje C++17 que se integra con facilidad en diferentes proyectos. Este simulador se encuentra disponible de manera gratuita en el repositorio SimulationEverywhere de GitHub¹². Cadmium aplica el algoritmo de simulación abstracto para un modelo jerárquico presentado en Belloli et al. (2019) para la simulación de modelos DEVS.

6.2.2. Modelo DEVS de la subasta

En esta sección se presenta el diseño del modelo para la subasta combinatoria iterativa doble (que llamaremos modelo SCID) introducida en el capítulo 5. SCID es un modelo acoplado formado por tres componentes básicos: *Buyer* (con tantas instancias como compradores), *Seller* (con tantas instancias como vendedores) y *Auctioneer* (una sola instancia), como se muestra en la figura 24. *Buyer* y *Seller* son modelos acoplados análogos que representan a un comprador y a un vendedor en la subasta, respectivamente. Ambos modelos pueden desagregarse en dos componentes atómicos: *Buyer* se compone de *Filter* y *Bid*; *Seller* se compone de *Filter* y *Ask*. *Auctioneer* es un modelo atómico que hace el papel de coordinador de la subasta. En la fase de instanciación, se define el número de instancias de *Buyer* y *Seller* que deberán ser generadas de acuerdo con el número de compradores y vendedores que vayan a participar en la subasta.

El modelo *Buyer* reproduce el comportamiento de un comprador en una subasta. Un comprador que participe en una subasta estará dispuesto a pagar una cantidad máxima de dinero por el ítem que desea adquirir. Esta cantidad se conoce como el precio de reserva del comprador por un ítem determinado. Un comprador comenzará pujando una cantidad inferior a su precio de reserva y, si no gana la ronda actual de la subasta, incrementará su puja en la cantidad mínima

¹² https://github.com/SimulationEverywhere/Cadmium_v2/wiki

fijada por el subastador (*i. e.* el salto del precio de compra μ). Este esquema de actualización de precios continuará hasta que se alcance el precio de reserva, momento a partir del cual el comprador ya no tendrá incentivos para seguir incrementando la puja.

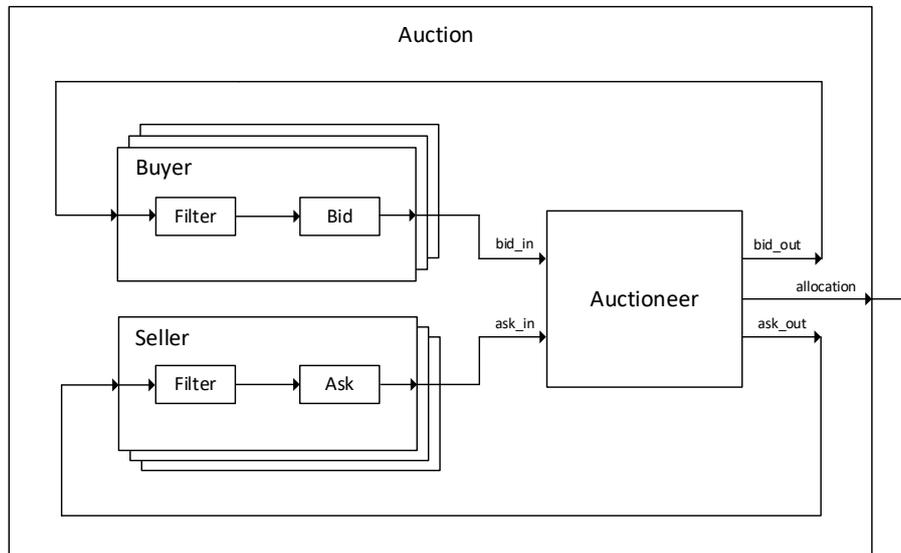


Figura 24: modelo DEVS de la subasta.

Este comportamiento del comprador que acabamos de describir se plasma en el modelo acoplado *Buyer*. En cada ronda, el *Buyer* envía un mensaje indicando el precio de compra ofertado por el ítem (en este caso, ese mensaje se envía al *Auctioneer* de acuerdo con las conexiones entre puertos). Una vez que la asignación de la ronda actual ha sido determinada, el *Buyer* recibe un mensaje de retroalimentación del *Auctioneer* informándole de si su puja ha resultado ganadora.

Buyer está subdividido en dos modelos atómicos: *Filter* y *Bid*. Cada comprador tiene un identificador único representado como un parámetro de los modelos atómicos *Filter* y *Bid*. Igualmente, cada mensaje recibido por el *Buyer* contendrá un identificador para indicar el comprador al que va dirigido ese mensaje. *Filter* se encarga de identificar, de entre todos los mensajes, aquellos dirigidos a su propio *Buyer*. Por otro lado, *Bid* se encarga de enviar el precio de compra inicial que ofertará el comprador, así como de actualizar ese precio según el mensaje de retroalimentación recibido al final de cada ronda. A continuación, detallamos la definición formal de los dos modelos atómicos *Filter* y *Bid*.

El modelo *Filter* se inicializa en estado pasivo y solamente se activa cuando recibe un mensaje. Su función es la de leer el mensaje recibido y evaluar si el identificador del mensaje coincide con su propio identificador. Si el resultado es positivo, reenvía este mensaje a través de su puerto de salida (en este caso a *Bid* según las conexiones entre puertos) y vuelve al estado pasivo; en caso contrario, simplemente cambia a pasivo sin enviar ningún mensaje.

$$\text{Filter} = \langle S, X, Y, \delta_{\text{int}}, \delta_{\text{ext}}, \lambda, \tau_a \rangle$$

Parámetros: ID_f

$$S = \{S \in \{\text{active}, \text{passive}\}, \text{sGotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

Inicialización: S = passive, sGotIt = False

$$X = \{\{Id, GotIt\}; Id \in \mathbb{N}, GotIt \in \{True, False\}\}$$

$$Y = \{\{Id, GotIt\}; Id \in \mathbb{N}, GotIt \in \{True, False\}\}$$

$$\delta_{ext}(s,e,x) = \left\{ \begin{array}{l} \text{if } ID_f = Id, \text{ then} \\ \quad sGotIt = GotIt \\ \quad S = active \end{array} \right\}$$

$$\lambda(S = active) \{\text{send } [ID_f, sGotIt]\}$$

$$\delta_{int}(s) = \{\text{if } S = active, \text{ then } S = passive\}$$

$$ta(S = active) = 1$$

$$ta(S = passive) = INFINITY$$

A continuación, se detalla el comportamiento del modelo *Filter* de acuerdo con el código. *Filter* posee dos variables de estado: *S* y *sGotIt*; ambas de tipo booleano. La variable *S* podrá tomar los valores *active* o *passive* para indicar si *Filter* se encuentra en estado activo o pasivo, mientras que la variable *sGotIt* tomará los valores *True* o *False* para indicar si la puja asociada a ese modelo *Filter* ha resultado ganadora o perdedora en la asignación actual. Al comienzo de la simulación, la variable *S* toma el valor *passive* y la variable *sGotIt* toma el valor *False*. Puesto que la función de avance de tiempo *ta* toma un valor infinito cuando la variable *S* posee el valor *passive* ($ta(S = passive) = INFINITY$), el modelo *Filter* únicamente podrá cambiar de estado cuando reciba la llegada de un mensaje. De este modo, cuando llegue un mensaje —que será del tipo $\{Id, GotIt\}; Id \in \mathbb{N}, GotIt \in \{True, False\}$ —, se ejecutará la función de transición externa (δ_{ext}), que evaluará si el identificador contenido en ese mensaje (*Id*) coincide con el identificador del modelo (*ID_f*). En caso satisfactorio, las variables de estado se actualizarán de tal manera que $sGotIt = GotIt$ y $S = active$. Puesto que ahora el modelo se encuentra en estado activo, la función de avance de tiempo indica que se producirá una transición interna una vez transcurrida 1 unidad de tiempo ($ta(S = active) = 1$). Así, después de ese lapso, el modelo lanzará el mensaje de salida $[ID_f, sGotIt]$ a través de la función de salida λ y procederá a actualizar su estado nuevamente a pasivo de acuerdo con la función de transición interna ($\delta_{int}(s) = \{\text{if } S = active, \text{ then } S = passive\}$).

El modelo *Bid* representa una puja emitida por un comprador sobre un ítem de la subasta. Cada *Bid* recibe los siguientes parámetros en la definición de la instancia: identificador (*ID_b*), precio de reserva (*RPr*), precio de puja de compra inicial (*InitialPPr*) y salto de precio de compra (*PPrStep*). *Bid* empieza en modo activo para enviar la puja de compra inicial una vez que comienza la subasta y, a continuación, cambia a modo pasivo hasta que reciba un nuevo mensaje. Tras la recepción de un mensaje con retroalimentación acerca del resultado de la puja de compra, tres situaciones pueden ocurrir: (i) el comprador está ganando la subasta; (ii) el comprador está perdiendo su puja, pero ya se ha alcanzado el precio de reserva; (iii) el comprador está perdiendo su puja y todavía no se ha alcanzado el precio de reserva. En los dos primeros casos, *Bid* no hace nada —sigue en estado pasivo—, mientras que, en el tercer caso, *Bid* incrementa el precio de compra una cantidad equivalente al salto de precio de compra.

$$Bid = \langle S, X, Y, \delta_{int}, \delta_{ext}, \lambda, ta \rangle$$

Parámetros: *ID_b*, *RPr*, *InitialPPr*, *PPrStep*

$$S = \{\text{PurPr} \in \mathbb{R}_0^+, \text{Notify} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

Inicialización: $\text{PurPr} = \text{InitialPPr}$, $\text{Notify} = \text{True}$

$$X = \{\{\text{Id}, \text{GotIt}\}; \text{Id} \in \mathbb{N}, \text{GotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

$$Y = \{\{\text{Id}, \text{PurPr}\}; \text{Id} \in \mathbb{N}, \text{PurPr} \in \mathbb{R}_0^+\}$$

$$\delta\text{ext}(s,e,x) \{$$

$$\quad \text{if GotIt} = \text{False} \text{ and } \text{PurPr} + \text{PPrStep} \leq \text{RPr}, \text{ then}$$

$$\quad \quad \text{PurPr} += \text{PPrStep}$$

$$\quad \quad \text{Notify} = \text{True}$$

$$\}$$

$$\lambda(\text{Notify} = \text{True}) \{\text{send} [\text{ID}_b, \text{PurPr}]\}$$

$$\delta\text{int}(s) = \{\text{if } \text{Notify} = \text{True}, \text{ then } \text{Notify} = \text{False}\}$$

$$t_a(\text{Notify} = \text{True}) = 1$$

$$t_a(\text{Notify} = \text{False}) = \text{INFINITY}$$

El modelo acoplado *Seller* es análogo al modelo *Buyer*. En este caso, un vendedor o proveedor que participe en una subasta deseará cobrar una cantidad mínima de dinero por sus servicios. Por simplicidad, nos hemos referido a esta cantidad como el coste de producción del vendedor. Un vendedor comenzará pidiendo una cantidad superior a su coste de producción y, si no consigue ganar la ronda actual, disminuirá esa cantidad requerida en la cantidad mínima fijada por el subastador (*i. e.* el salto de precio de oferta μ). Este esquema de actualización de precios continuará hasta que se alcance el coste de producción. Para implementar este comportamiento, *Seller* se subdivide en los modelos atómicos *Filter* y *Ask*. El modelo *Filter* tiene exactamente el mismo comportamiento que en el caso del *Buyer*; el modelo *Ask* es análogo al modelo *Bid*, pero, en este caso, el esquema de actualización de precios sigue la lógica de los vendedores explicada anteriormente (*i. e.* el precio se reduce en lugar de incrementarse).

El modelo *Ask* representa una puja de oferta emitida por un vendedor sobre un lote de ítems de la subasta. Cada *Ask* recibe los siguientes parámetros en la definición de la instancia: identificador (ID_s), coste de producción (PCost), precio de puja de oferta inicial (InitialAPr) y salto de precio de oferta (APrStep). *Ask* empieza en modo activo para enviar la puja de oferta inicial una vez que comienza la subasta y, a continuación, cambia a modo pasivo hasta que reciba un nuevo mensaje. Tras la recepción de un mensaje con retroalimentación acerca del resultado de la puja de oferta, tres situaciones pueden ocurrir: (i) el vendedor está ganando la subasta; (ii) el vendedor está perdiendo la subasta, pero ya se ha alcanzado el coste de producción; (iii) el vendedor está perdiendo la subasta y todavía no se ha alcanzado el coste de producción. En los dos primeros casos, *Ask* no hace nada —sigue en estado pasivo—, mientras que, en el último caso, *Ask* disminuye el precio de oferta una cantidad equivalente al salto de precio de oferta.

$$\text{Ask} = \langle S, X, Y, \delta\text{int}, \delta\text{ext}, \lambda, t_a \rangle$$

Parámetros: ID_s , PCost , InitialAPr , APrStep

$$S = \{\text{AskPr} \in \mathbb{R}_0^+, \text{Notify} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

Inicialización: $\text{AskPr} = \text{InitialAPr}$, $\text{Notify} = \text{True}$

$$X = \{\{\text{Id}, \text{GotIt}\}; \text{Id} \in \mathbb{N}, \text{GotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

$$Y = \{\{\text{Id}, \text{PurPr}\}; \text{Id} \in \mathbb{N}, \text{AskPr} \in \mathbb{R}_0^+\}$$

$$\delta\text{ext } (s,e,x) \{$$

$$\quad \text{if GotIt} = \text{False} \text{ and } \text{AskPr} - \text{APrStep} \geq \text{PCost}, \text{ then}$$

$$\quad \quad \text{AskPr} += \text{APrStep}$$

$$\quad \quad \text{Notify} = \text{True}$$

$$\}$$

$$\lambda (\text{Notify} = \text{True}) \{\text{send } [\text{ID}_b, \text{AskPr}]\}$$

$$\delta\text{int } (s) = \{\text{if } \text{Notify} = \text{True}, \text{ then } \text{Notify} = \text{False}\}$$

$$t_a (\text{Notify} = \text{True}) = 1$$

$$t_a (\text{Notify} = \text{False}) = \text{INFINITY}$$

El modelo *Auctioneer* representa al subastador y es el coordinador de la subasta. Al comienzo de la subasta, el subastador fija la duración del periodo de puja mediante el parámetro *round_timer*. Durante ese periodo, el *Auctioneer* recibe pujas de compra y de oferta (en este caso, de las instancias de *Buyer* a través del puerto *bid_in* y de las instancias de *Seller* a través del puerto *ask_in*). El *Auctioneer* extrae de los mensajes la información de pujas y ofertas necesaria y resuelve la asignación de la ronda actual (*i. e.* la asignación temporal) mediante la resolución del PDG. A continuación, el *Auctioneer* envía mensajes individuales a través de los puertos *bid_out* y *ask_out* informando a los participantes sobre si han ganado sus pujas/ofertas en la ronda actual. En este caso, los puertos están conectados con los modelos *Buyer* y *Seller*, respectivamente. Tras el envío de los mensajes, el *Auctioneer* vuelve a fijar el periodo de puja al *round_timer* y se inicia la siguiente ronda. Este procedimiento se repite durante varias rondas hasta que todos los agentes hayan dejado de actualizar sus precios o hasta que se haya alcanzado el número máximo de rondas fijado en la subasta. Así, tras un periodo de puja en el que el *Auctioneer* no reciba ningún mensaje (*i. e.* ningún agente actualice sus precios), la última asignación temporal se anunciará como la asignación final y se cerrará la subasta (*i. e.* el *Auctioneer* cambia a modo pasivo). Cuando esto ocurra, el *Auctioneer* enviará un mensaje a través del puerto *allocation* para indicar que la subasta está cerrada. La definición formal del modelo atómico *Auctioneer* es la siguiente:

$$\text{Auctioneer} = \langle S, X, Y, \delta\text{int}, \delta\text{ext}, \lambda, t_a \rangle$$

Parámetros: matrix $(S \times B) \in \{0,1\} \times \{0,1\}$, $\text{round_timer} \in \mathbb{R}_0^+$

$$S = \{\text{TimeToCalculate} \in \mathbb{R}_0^+, \text{NewValue} \in \{\text{True}, \text{False}\}, \text{SendOut} \in \{\text{True}, \text{False}\}, \text{SendAllocation} \in \{\text{True}, \text{False}\}, \text{seller } [1, \dots, S] \in \{\text{id} \in \mathbb{N}, \text{price} \in \mathbb{R}_0^+, \text{gotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}, \text{buyer } [1, \dots, B] \in \{\text{id} \in \mathbb{N}, \text{price} \in \mathbb{R}_0^+, \text{gotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}\}$$

Inicialización: $\text{NewValue} = \text{False}$, $\text{SendOut} = \text{False}$, $\text{SendAllocation} = \text{False}$

$X = \{\text{bid_in}: \{[\text{Id} \in \mathbb{N}, \text{PurPr} \in \mathbb{R}_0^+]\}; \text{ask_in}: \{[\text{Id} \in \mathbb{N}, \text{AskPr} \in \mathbb{R}_0^+]\}\}$

$Y = \{\text{bid_out}: \{[\text{Id} \in \mathbb{N}, \text{GotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}]\}; \text{ask_out}: \{[\text{Id} \in \mathbb{N}, \text{GotIt} \in \{\text{True}, \text{False}\}]\}; \text{allocation}: \{\text{True}, \text{False}\}\}$

```

 $\delta_{\text{ext}}(s, e, x) \{$ 
  for message in bid_in {
    if buyer in B, then update buyer.price = PurPr
    else add buyer to B    }
  for message in ask_in {
    if seller in S, then update seller.price = AskPr
    else add seller to S   }
  NewValue = true
  TimeToCalculate -= e    }

```

```

 $\lambda(\text{send\_out} = \text{True}) \{$ 
  for buyer in B {
    send [buyer.id, buyer.gotIt]    }
  for seller in S {
    send [seller.id, seller.gotIt]  }
  if SendAllocation = True, then send True}

```

```

 $\delta_{\text{int}}(s) \{$ 
  if SendOut = False {
  if NewValue = False, then SendAllocation = True
  else {
    solve WDP using seller & buyer state variables
    SendOut = True
    NewValue = False    }
  else {
    SendOut = False
    TimeToCalculate = round_timer}    }

```

$\text{ta}(\text{SendOut} = \text{True}) = 0$

$\text{ta}(\text{SendOut} = \text{False} \text{ and } \text{SendAllocation} = \text{True}) = \text{INFINITY}$

$\text{ta}(\text{SendOut} = \text{False} \text{ and } \text{SendAllocation} = \text{False}) = \text{TimeToCalculate}$

El parámetro *matrix* ($S \times B$) almacena una matriz binaria con S filas —tantas como vendedores— y B columnas —tantas como compradores— que recoge los lotes de ítems incluidos en cada una de las pujas de oferta. Esta matriz se corresponde con la matriz binaria $M \times N$ introducida en la sección 6.1.2. El parámetro *matrix* será empleado en la función de transición interna del *Auctioneer* para resolver el PDG. De acuerdo con la formulación del PDG (sección 5.1.3), la asignación ganadora será aquella que maximice la diferencia entre los precios que pagan los compradores y los precios que reciben los vendedores (*i. e.* la utilidad del subastador).

6.2.3. Implementación del modelo DEVS en Cadmium y verificación

Una vez que el modelo DEVS de la subasta ha sido formulado (*i. e.* el modelo SCID), en esta sección, en primer lugar, detallamos el proceso de implementación del modelo DEVS en el simulador Cadmium y, en segundo lugar, presentamos un caso de estudio para verificar el correcto funcionamiento del modelo.

```

struct FilterState {
    bool S; //!< True/False variable to indicate the active/passive state of the model.
    bool sGotIt; //!< True/False variable inputted from the auctioneer.
    FilterState(): S(false), sGotIt() {}
};

//! Atomic DEVS model of a Filter.
class Filter : public Atomic<FilterState> {
private:
    int ID_f; //!< ID assigned to the filter instance.
public:
    Port<Feedback> in; //!< Input Port for receiving the id of the item.
    Port<Feedback> out; //!< Output Port for sending the id of the item.

    Filter(const std::string& id, int _ID): Atomic<FilterState>(id, FilterState()), ID_f(_ID){
        in = addInPort<Feedback>("in");
        out = addOutPort<Feedback>("out");
    }

    void internalTransition(FilterState& s) const override {
        if (s.S == true)
        {
            s.S = false;
        }
    }

    void externalTransition(FilterState& s, double e) const override {
        Feedback local_in(0, false);
        if(!in->empty())
        {
            for (auto& msg: in->getBag()){
                if (ID_f == msg.id)
                {
                    s.sGotIt = msg.GotIt;
                    s.S = true;
                }
            }
        }
    }

    void output(const FilterState& s) const override {
        if (s.S == true)
        {
            Feedback outmsg = {ID_f, s.sGotIt};
            out->addMessage(outmsg);
        }
    }

    [[nodiscard]] double timeAdvance(const FilterState& s) const override {
        if (s.S == true)
        {
            return 1.0;
        }
        else {
            return std::numeric_limits<double>::infinity();
        }
    }
};

```

Figura 25: código del modelo atómico Filter generado en el simulador Cadmium.

Cadmium proporciona plantillas para la elaboración de modelos atómicos y acoplados. En este caso, los modelos atómicos y acoplados de SCID se implementan a través de esas plantillas y se genera el ejecutable del modelo (*i. e.* el simulador SCID). Cuando se simula un modelo DEVS en Cadmium, se genera un archivo de salida con las transiciones de estado y los mensajes enviados a través de los puertos de salida. A modo de ejemplo de la elaboración de modelos atómicos y acoplados a partir de las plantillas proporcionadas por Cadmium, en los próximos párrafos se

presenta un resumen del código introducido para definir el modelo atómico Filter y el modelo acoplado Buyer.

En la figura 25 presentamos el código introducido para generar el modelo atómico del componente Filter. Como podemos observar, en primer lugar, se utiliza el comando *struct* para definir una estructura de datos de tipo FilterState que permita generar las variables de estado del modelo Filter (las variables booleanas *S* y *sGotIt*). A continuación, se define la clase Filter, que será del tipo Atomic, según las plantillas proporcionadas por el entorno Cadmium para generar modelos atómicos. Dentro de esta clase, se define el parámetro *ID_f* correspondiente al identificador de cada instancia del componente Filter como una variable privada del modelo. Posteriormente, se definen los puertos de entrada y de salida del modelo, que trabajarán con una estructura de datos de tipo Feedback. El código para definir esta estructura de datos se muestra en la imagen 26. El resto del código introducido dentro de la clase Filter se emplea para definir las funciones del formalismo DEVS: función de transición interna, función de transición externa, función de salida y función de avance de tiempo. El código introducido en estas funciones se corresponde con el pseudocódigo detallado en la subsección anterior, en la que presentamos el comportamiento del modelo Filter dentro de la subasta.

```

//! Feedback messages. Auctioneer objects create feedback messages after solving the WDP and send them to the auction participants.
struct Feedback {
    int id; //!< Id number of the bid/ask.
    bool GotIt; //!< Whether the bid/ask is winning the current auction round or not.
    Feedback(int _id, bool _gotIt): id(_id), gotIt(_gotIt) {};
};

```

Figura 26: definición del tipo de datos Feedback.

El componente Filter se utiliza como parte de los modelos acoplados Buyer y Seller. Tomando el modelo Buyer como ejemplo, podemos observar que este se compone de los modelos atómicos Filter y Bid (ver figuras 24 y 27). Una vez que han sido implementados en Cadmium estos dos modelos atómicos, se procede a construir el modelo acoplado Buyer empleando la plantilla que proporciona Cadmium para diseñar modelos acoplados. En la figura 28 se puede apreciar que, tras definir los puertos del modelo acoplado Buyer —los puertos In y Out—, se construye la función *buyer* para generar el modelo acoplado. Dentro de esta función, se generan los componentes *filter* y *bid* y se procede a realizar el acoplamiento entre los puertos del modelo acoplado y los puertos de los modelos atómicos. Este acoplamiento, que se muestra en la figura 27, permite definir el flujo de mensajes que serán enviados y/o recibidos por los distintos componentes del modelo acoplado, determinando de esta manera el comportamiento del modelo Buyer. Este será el procedimiento empleado para definir los distintos modelos acoplados en el entorno Cadmium.

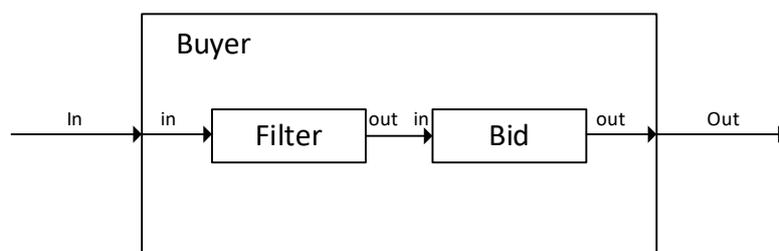


Figura 27: acoplamiento entre los puertos de los modelos atómicos Filter y Bid y el modelo acoplado Buyer.

```

struct buyer: public Coupled {
    Port<Feedback> In;
    Port<Bidinfo> Out;

    buyer(const std::string& id, int ID_b, double RPr, double PPrStep, double InitialPPr): Coupled(id) {
        In = addInPort<Feedback>("In");
        Out = addOutPort<Bidinfo>("Out");

        auto filter = addComponent<Filter>("filter_b-" + std::to_string(ID_b), ID_b);
        auto bid = addComponent<Bid>("bid-" + std::to_string(ID_b), ID_b, RPr, PPrStep, InitialPPr);

        addCoupling(In, filter->in);
        addCoupling(filter->out, bid->in);
        addCoupling(bid->out, Out);
    }
};

```

Figura 28: código del modelo acoplado Buyer generado en el simulador Cadmium.

Para ejecutar un escenario de la subasta, en primer lugar, debemos inicializar los valores de entrada y los parámetros del modelo SCID. Hemos simplificado el proceso de inicialización de tal manera que todos los datos de entrada puedan ser leídos directamente de un fichero de texto. De este modo, definiremos los valores de los parámetros N (número de ítems), M (número de lotes) y δ (saturación de la matriz), generaremos un escenario empleando el método expuesto en la sección 6.1.2 y almacenaremos los datos correspondientes en un fichero de texto. Esto suprime la necesidad de volver a compilar el modelo para cada simulación; bastará con actualizar el fichero de texto. Así, el programa leerá del fichero de texto (ver figura 29) los siguientes datos de entrada: precios de reserva (RPr) y precios de compra iniciales ($InitialPPr$) de los compradores, costes de producción ($PCost$) y precios de oferta iniciales ($InitialAPr$) de los vendedores, y la matriz binaria que muestra los lotes por los que puja cada vendedor (*matrix*). En la matriz, que se trata de la misma matriz que la introducida en la subsección 6.1.1 para el modelo VBA, cada fila representa un lote solicitado por un vendedor y cada columna representa un ítem solicitado por un comprador. Un 1 indica que el ítem correspondiente está incluido en ese lote. A partir de estos datos, el modelo deducirá el número de compradores y vendedores que participan en la subasta e instanciará los modelos *Buyer* y *Seller* (i. e. creará el número de modelos de tipo *Buyer* y de tipo *Seller*) en consecuencia.

Es necesario inicializar tres parámetros adicionales antes de comenzar la subasta: el salto del precio de compra ($PPrStep$), el salto del precio de oferta ($APrStep$) y la duración del periodo de puja (*round_timer*). Los primeros dos valores se leen, también, del fichero de texto; el *round_timer* se pasa como argumento cuando se ordena la ejecución del modelo.

Una vez que se han leído los datos de entrada, el simulador crea todas las instancias de modelos correspondientes e inicializa los valores de sus parámetros. En este punto, ya se puede ejecutar la simulación de acuerdo con el comportamiento del modelo explicado en la subsección 6.2.2.

Para verificar el modelo y el simulador SCID, llevamos a cabo un caso de estudio cuyo objetivo es contrastar los resultados obtenidos al implementar este modelo con los resultados del modelo VBA presentado en la sección 6.1. El caso de estudio consistirá en la simulación de un conjunto de instancias con ambos modelos con objeto de comprobar que los resultados obtenidos son equivalentes. Esto permitirá verificar el modelo DEVS de la subasta.

En el estudio se han llevado a cabo una serie de simulaciones sobre diferentes escenarios para comparar los resultados obtenidos con ambos modelos. Estos escenarios fueron generados variando el número de agentes que participaban en la subasta para comprobar que los resultados obtenidos con el modelo DEVS coincidían con los obtenidos con el modelo VBA para

diferentes configuraciones de subasta. Las configuraciones de los escenarios de subasta analizados se muestran en la tabla 22.

```
'Customers reservation price
78;177;113;105;85;105;102;50;60;149
'Customers initial purchase price
50;79;65;67;48;77;62;35;34;78
'Customers purchase price step
5
'Producers production Cost
59;161;95;91;142;51;216;397;145;66
'Producers first Ask Price
139;239;129;111;330;108;312;461;245;82
'Producers ask price step
10
'Items Combination
0;0;0;0;1;0;0;0;1;0
0;1;0;0;0;1;0;0;0;0
0;1;0;0;0;0;0;0;0;0
0;0;1;0;0;0;0;0;0;0
1;0;1;0;0;0;0;0;0;1
0;0;0;0;0;0;1;0;0;0
0;0;0;0;0;1;1;1;0;0
1;1;0;0;1;1;0;0;0;0
0;0;1;1;0;0;0;0;0;0
0;0;0;0;1;0;0;0;0;0
```

Figura 29: datos de entrada para la simulación de la subasta.

En cuanto a los parámetros de la subasta, ambos saltos de precio se fijaron en 5 para todos los escenarios, mientras que la duración del periodo de puja se fijó en 4 unidades de tiempo para el simulador SCID. Además, el parámetro de saturación de la matriz se fijó en $\delta=0.1$ para todos los escenarios. En la última fila de la tabla se muestra el valor de la función objetivo (*i. e.* el excedente del subastador) para la asignación final de cada escenario. Este valor fue el mismo tanto en el simulador VBA como en el simulador SCID para todos los escenarios analizados.

Tabla 22: escenarios de subasta simulados y resultados de las asignaciones.

| Parámetros de subasta | Salto de precio de compra = Salto de precio de oferta = 5; Round_timer = 4 | | | | | | |
|--------------------------|---|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | I | II | III | IV | V | VI | VII |
| Compradores | 10 | 10 | 20 | 20 | 20 | 40 | 40 |
| Vendedores | 10 | 20 | 10 | 20 | 40 | 20 | 40 |
| F. Obj. Asignación final | 209 | 206 | 316 | 384 | 525 | 506 | 576 |

A modo de ejemplo, a continuación, exponemos el caso de un escenario de subasta con 10 vendedores y 10 compradores. Cada comprador enviará una puja de compra por un ítem, mientras que cada vendedor enviará una puja de oferta por un lote de ítems. Los datos de entrada se muestran en la figura 29: los precios iniciales y de reserva para cada participante, la matriz binaria indicando los lotes emitidos y los parámetros de la subasta (el salto del precio de compra se fija en 5 y el del precio de oferta en 10). Este fichero de texto será leído tanto por el programa escrito en VBA como por el simulador SCID en Cadmium para simular el modelo. Adicionalmente, debemos proporcionar al simulador SCID el parámetro *round_timer*, que se fijará en 4 unidades temporales. El programa VBA no requiere este parámetro porque se trata

de un modelo de optimización estático que no presenta ninguna dinámica temporal; cada ronda se ejecuta tan pronto como termina la anterior en un procedimiento iterativo.

Como hemos introducido previamente, el simulador SCID genera un archivo de salida con las transiciones de estado y los mensajes enviados por los puertos de salida. En la figura 30 se muestran algunos fragmentos de este archivo de salida. En la columna *data* se pueden apreciar dos tipos de datos: (i) los valores de las variables de estado para los casos en los que la celda correspondiente a la columna *port_name* esté vacía; (ii) el mensaje enviado por el puerto de salida cuando existe un valor en la columna *port_name*. En el caso del modelo *Auctioneer*, las variables de estado que se representan a partir de la segunda fila en la columna *data* son el identificador del agente correspondiente, su puja y una variable binaria indicando si el agente está ganando la subasta (1) o no (0).

En la parte superior de la tabla, se observa cómo algunos modelos atómicos son instanciados e inicializados y cómo el subastador registra todas las pujas para determinar la primera asignación temporal. En la parte central, se muestran los mensajes de retroalimentación enviados por el subastador y los nuevos envíos de los participantes con los precios actualizados. En la parte inferior, se observa la asignación en la última ronda (*i. e.* la asignación final).

| time | model_id | model_name | port_name | data |
|------|----------|------------|-----------|---|
| 0 | 30 | bid-1 | | {1,50} |
| 0 | 31 | filter_b-1 | | {0,0} |
| 0 | 54 | bid-2 | | {1,79} |
| 0 | 55 | filter_b-2 | | {0,0} |
| 0 | 48 | ask-1 | | {1,139} |
| 0 | 49 | filter_s-1 | | {0,0} |
| 0 | 60 | ask-2 | | {1,239} |
| 0 | 61 | filter_s-2 | | {0,0} |
| 1 | 22 | auctioneer | | {3,1,0,0, {1,139,0},{2,239,0},{3,129,0},{4,111,0},{5,330,0},{6,108,0},{7,312,0},{8,461,0},{9,245,0},{10,82,0}}, {1,50,0}{2,79,0}{3,65,0}{4,67,0}{5,48,0}{6,77,0}{7,62,0}{8,35,0}{9,34,0}{10,78,0}} |
| | | | | ... |
| 4 | 22 | auctioneer | bid_out | {1,0} |
| 4 | 22 | auctioneer | bid_out | {2,0} |
| 4 | 22 | auctioneer | ask_out | {1,0} |
| 4 | 22 | auctioneer | ask_out | {2,0} |
| 6 | 30 | bid-1 | out | {1,55} |
| 6 | 30 | bid-1 | | {0,55} |
| 6 | 48 | ask-1 | out | {1,129} |
| 6 | 48 | ask-1 | | {0,129} |
| 8 | 22 | auctioneer | | {2,0,1,0, {1,129,0},{2,229,0},{3,119,0},{4,101,0},{5,320,0},{6,98,0},{7,302,0},{8,451,0},{9,235,0},{10,72,0}}, {1,55,0}{2,84,0}{3,70,0}{4,72,0}{5,53,0}{6,82,0}{7,67,0}{8,40,0}{9,39,0}{10,83,0}} |
| | | | | ... |
| 60 | 22 | auctioneer | | {4,0,0,1, {1,109,1},{2,189,1},{3,99,0},{4,91,0},{5,240,1},{6,68,1},{7,222,0},{8,401,0},{9,145,0},{10,72,0}}, {1,75,1}{2,104,1}{3,95,1}{4,102,0}{5,63,1}{6,102,1}{7,82,1}{8,50,0}{9,49,1}{10,123,1}} |

Figura 30: fragmentos del archivo de salida generado por el simulador SCID.

Hemos agregado los resultados de las distintas asignaciones en una tabla para generar una visualización más sencilla e intuitiva. El resultado es la tabla que se muestra en la figura 31, donde se resumen los valores de las asignaciones en cada ronda de la subasta. En la tabla se muestra la siguiente información de cada ronda: el valor de la función objetivo (columna Obj. F.), los precios de compra enviados (columnas Buyers) y los precios de oferta enviados (columnas Sellers). Los valores resaltados en un color más oscuro indican los agentes que están ganando la ronda de la subasta correspondiente. Podemos observar que, a partir de la primera asignación satisfactoria en la ronda 3, el valor de la función objetivo aumenta en cada ronda.

Todo el trabajo presentado en el capítulo 6 constituye una contribución original de esta investigación. A partir del diseño teórico del mecanismo de subasta y del procedimiento para su implementación introducidos en el capítulo 5, este capítulo presenta dos modelos para la simulación de la subasta. El primer modelo ha sido desarrollado empleando el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications*, mientras que el segundo se ha elaborado empleando el formalismo *Discrete Event System Specification (DEVS)*. Junto con la elaboración de los modelos, se ha definido un procedimiento para generar escenarios de subasta factibles y se han propuesto unas métricas para analizar la eficiencia de la subasta a partir de la simulación de los modelos. Estas herramientas han sido empleadas para llevar a cabo un estudio de simulación con distintos escenarios en los que se ha verificado el comportamiento de ambos modelos. Además, el empleo de DEVS ha permitido obtener un modelo riguroso y escalable que podrá ser ampliado en los futuros desarrollos de esta investigación.

CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES Y EXTENSIONES

7. Conclusiones y extensiones

El desarrollo de esta tesis doctoral se inscribe dentro del interés por contribuir a la maduración de la fabricación aditiva como técnica de producción. El rápido crecimiento de la fabricación aditiva en los últimos años ha dado lugar a importantes retos que la Dirección de Operaciones debe abordar para contribuir a la democratización de su uso. La investigación, que hace sus contribuciones desde el campo de la Dirección de Operaciones, ha analizado los procesos de planificación de la producción a nivel operativo y su interrelación con los mecanismos de coordinación entre oferta y demanda. Las características introducidas por la fabricación aditiva requieren un replanteamiento de los modelos de planificación de la producción a nivel operativo, así como de los sistemas de gestión de la demanda.

Para cubrir esta brecha de conocimiento se planteó el objetivo general de esta tesis doctoral: **analizar las características que la fabricación aditiva introduce en los procesos de planificación de la producción a nivel operativo y cómo estas pueden aprovecharse para mejorar la eficiencia del mercado de componentes de fabricación aditiva.** Enmarcadas en este objetivo, las dos principales contribuciones de esta tesis doctoral han sido la elaboración de un marco clasificatorio para la formalización del problema de planificación operativa de la producción en fabricación aditiva y el diseño de un mecanismo de subasta que permita resolver de manera eficiente los problemas de asignación y fijación de precios en un mercado de componentes de fabricación aditiva. Con estas aportaciones, la investigación realizada en esta tesis doctoral pretende contribuir a la mejora de la eficiencia en los procesos de asignación y planificación de la producción en fabricación aditiva.

Las conclusiones específicas de la tesis doctoral se revisan en la sección 7.1 y las propuestas para extender la investigación se presentan en la sección 7.2.

7.1. Conclusiones

El objetivo principal de la tesis se estructuró en tres objetivos específicos. En esta sección se revisan las contribuciones derivadas de cada uno de esos objetivos específicos y se presentan las conclusiones asociadas a cada contribución.

El primer objetivo específico planteaba la formalización del problema de planificación de la producción a nivel operativo en fabricación aditiva a través de un marco y una taxonomía específicos. Las contribuciones realizadas bajo este fin han sido las siguientes:

- **Se ha analizado el problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.**

En el capítulo 2 (sección 2.1) se han estudiado en profundidad los problemas de *scheduling* y *nesting* en fabricación aditiva y se han analizado los distintos usos que se les han dado a estos términos a la hora de acotar los modelos de planificación de la producción en fabricación aditiva. Asimismo, se han revisado las principales taxonomías que se han propuesto para clasificar tanto los problemas de *nesting* y de *scheduling* en fabricación aditiva por separado, como las propuestas más recientes que ya incorporaban una visión integral del problema conjunto. Se ha observado que estas taxonomías se restringen a un nivel superior de planificación en el que *nesting* y *scheduling* se consideran de forma agregada y no profundizan en los subproblemas

contenidos en ellos. Esta revisión también ha permitido señalar que estos dos problemas — *nesting* y *scheduling*— no deben considerarse de forma aislada a la hora de planificar la producción en un contexto de fabricación aditiva.

- **Se han desarrollado un marco y una taxonomía para clasificar las propuestas que abordan la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo.**

Ante la falta de una formalización completa del problema de planificación de la producción en fabricación aditiva, en el capítulo 4 se ha propuesto un marco de clasificación que establece una subdivisión de los problemas de *nesting* y *scheduling* en un conjunto de subproblemas interrelacionados entre sí. El diseño de este marco está inspirado tanto en las taxonomías previas desarrolladas en el ámbito de la fabricación aditiva como en las taxonomías clásicas para los problemas de *cutting and packing*. El marco establece cuatro fases de planificación que engloban las etapas del procesamiento de pedidos en un entorno de fabricación aditiva y que pueden desagregarse en ocho subproblemas. Se propone una definición formal de cada uno de estos subproblemas a través de un esquema secuencial y se señalan las interrelaciones existentes entre ellos. Además, se ha presentado un caso de ejemplo para ilustrar la aplicación del marco a un problema de planificación simulado.

Este marco ha permitido proporcionar una descripción completa del problema de planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo. Además, ofrece una herramienta para el diseño de sistemas de soporte a la decisión para mejorar la eficiencia en la planificación de entornos de fabricación aditiva. Desde la perspectiva investigadora, el marco permite establecer una referencia para una comprensión más profunda y estructurada de este problema de planificación, así como una herramienta para que otros investigadores clasifiquen sus trabajos en este ámbito.

- **Se ha llevado a cabo una revisión y clasificación de las principales propuestas prácticas de métodos desarrollados para abordar la planificación de la producción en fabricación aditiva.**

Tras la definición del marco, se ha introducido una codificación para clasificar bajo dicho marco las propuestas prácticas que pretenden abordar el problema de planificación referido. Esta codificación se ha empleado para llevar a cabo una revisión de un total de 49 modelos que plantean soluciones para la planificación de la producción en fabricación aditiva a nivel operativo. Los modelos han sido clasificados bajo el marco propuesto y se ha analizado su estructura de subproblemas y las particularidades que presentan en cada fase de planificación.

Los resultados obtenidos en la revisión han permitido analizar el estado actual de la investigación en este ámbito y las principales tendencias en los modelos que abordan este problema de planificación. Estos resultados muestran una cierta tendencia hacia la incorporación de un mayor número de subproblemas en los modelos más recientes, lo que destaca la evolución hacia modelos que integran *nesting* y *scheduling* en un enfoque más completo. Además, se aprecia que los modelos plantean mayoritariamente una estrategia de planificación holística sobre un contexto heterogéneo que engloba máquinas de fabricación aditiva con distintas características. Esto revela que, a medida que la fabricación aditiva avanza en su camino hacia la madurez, se está evolucionando hacia la planificación de contextos de fabricación cada vez más complejos.

El marco y una parte de la revisión que presentamos en esta tesis han sido publicados en forma de artículo en el volumen 61 – número 24 de la revista *International Journal of Production*

Research (De Antón et al., 2023). Publicaciones recientes han destacado la contribución de ese artículo en la investigación sobre planificación de la producción en fabricación aditiva (Chandra Sugianto & Soo Kim, 2024; Y. Gao et al., 2024; He et al., 2024; K. Kim et al., 2024; Pastore et al., 2024; K. C. Ying et al., 2023). Además, la reciente revisión de Pinto et al. (2024) analiza la trayectoria que ha seguido la investigación en este campo y señala este marco como una de las referencias.

El segundo objetivo específico consistía en el diseño de una subasta combinatoria para coordinar un mercado electrónico de componentes de fabricación aditiva que busque maximizar el bienestar social. Las acciones concretas para lograr este objetivo se detallan a continuación:

- **Se ha llevado a cabo una extensa revisión de la metodología de subastas combinatorias, analizando sus diversas variantes y las ventajas y desafíos que conlleva cada una.**

En el capítulo 3 se han estudiado en profundidad las subastas combinatorias como herramienta metodológica para abordar problemas de asignación complejos. Tras una introducción inicial a los distintos tipos subastas, se han detallado las particularidades de las subastas combinatorias y se ha mostrado su idoneidad para abordar contextos en los que los ítems presentan interrelaciones entre ellos. Igualmente, se han analizado los principales desafíos que deben afrontar las subastas combinatorias: la manera de expresar las pujas y el problema de determinación del ganador. Se ha observado que este problema tiene un orden de complejidad exponencial y que su formulación depende del tipo concreto de subasta combinatoria que se pretenda resolver. En este sentido, se han analizado tres variantes de las subastas combinatorias: las iterativas, las dobles y las dobles iterativas. Este estudio ha permitido introducir las características de las subastas combinatorias y, en concreto, de las subastas combinatorias dobles iterativas, que es la herramienta metodológica que se ha empleado para abordar el problema de asignación en un mercado de fabricación aditiva.

- **Se ha analizado el mercado de componentes de fabricación aditiva y se han revisado las principales plataformas electrónicas y mecanismos de coordinación de este mercado.**

El estudio del mercado de componentes de fabricación aditiva (capítulo 2 – sección 2.2) ha permitido revelar que existe un cierto desequilibrio entre la oferta y la demanda de estos servicios en la actualidad. El elevado coste de las máquinas y la avanzada tecnología que requieren han promovido la externalización de la producción de componentes de fabricación aditiva a fabricantes especializados. Sin embargo, la coordinación entre compañías demandantes de productos de fabricación aditiva y los fabricantes especializados conlleva elevados costes de transacción debido a la personalización de los componentes y a la heterogeneidad de las máquinas y técnicas de fabricación aditiva. Esto ha promovido la proliferación de plataformas electrónicas que permiten aligerar las tareas de búsqueda y comparación en las transacciones comerciales a la hora de emparejar a demandantes y proveedores en estos mercados.

La revisión de estas plataformas ha revelado que existe un sesgo hacia las propuestas que pretenden desarrollar plataformas de fabricación colaborativa centradas en la asignación de pedidos de fabricación y, en muchos casos, en la programación de la producción de esos pedidos. No obstante, en estas propuestas, el problema de fijación de precios queda relegado a un segundo lugar o no se llega a abordar. En cualquier caso, se han identificado algunas propuestas que contemplan tanto la asignación como la fijación de precios en un mercado de fabricación aditiva. La mayoría de estas propuestas emplean mecanismos de subasta para la resolución conjunta de ambos problemas. El estudio de estos mecanismos ha permitido identificar algunas

oportunidades para explotar de manera más eficiente el mercado de componentes de fabricación aditiva a través de un mecanismo de subasta combinatoria.

- **Se ha diseñado un mecanismo de subasta combinatoria doble iterativa que mejora la eficiencia en la asignación de pedidos en el mercado de componentes de fabricación aditiva.**

En el capítulo 5 (sección 5.1) se ha presentado el diseño de una subasta combinatoria doble iterativa que permite aprovechar las oportunidades identificadas para incrementar la eficiencia del mercado de fabricación aditiva. Este mecanismo presenta unas características propias que lo diferencian de otras subastas combinatorias dobles iterativas: los ítems se crean a partir de las demandas de los compradores y solamente los vendedores pueden realizar pujas combinatorias. Esta subasta permite mejorar la excesiva centralización de la oferta que presentaban otros mecanismos y, además, proporciona a los fabricantes la flexibilidad de pujar por combinaciones de pedidos de tal manera que puedan beneficiarse de la fabricación de diversas piezas heterogéneas en la misma superficie de fabricación y, de este modo, optimizar la utilización de sus recursos. Así, este mecanismo ofrece ventajas para los dos lados del mercado de fabricación aditiva. Por un lado, los demandantes de piezas de fabricación aditiva pueden acceder de forma sencilla a un gran número de fabricantes y obtener precios competitivos sin la necesidad de negociar individualmente con cada proveedor. Por otro lado, los proveedores de fabricación aditiva pueden optimizar su capacidad productiva mediante la combinación de pedidos de diferentes compradores.

La definición teórica de la subasta ha consistido en el diseño de una secuencia de etapas para el desarrollo de la subasta de forma iterativa y la formulación del correspondiente problema de determinación del ganador. La secuencia permite guiar la subasta hacia la optimización del bienestar social del mercado a partir de la información disponible, mientras que el problema de determinación del ganador permite resolver los problemas de asignación y fijación de precios en cada ronda de la subasta. Por lo tanto, se ha desarrollado un mecanismo que permite coordinar de manera eficiente el mercado de componentes de fabricación aditiva y que incorpora las características específicas de este sector.

El tercer objetivo específico proponía la construcción de un modelo de la subasta combinatoria y la simulación de su comportamiento en diferentes escenarios. Las contribuciones que se han desarrollado para completar este objetivo han sido las siguientes:

- **Se ha desarrollado un algoritmo que permite implementar la subasta para simular su comportamiento.**

Una vez definida la subasta a nivel teórico, se ha desarrollado un procedimiento algorítmico (Algoritmo 1) que permite simular la dinámica de la subasta mediante una actualización de precios predefinida, que se implementa a través de unos parámetros de salto de precio (capítulo 5 – sección 5.2). Así, en cada ronda de la subasta, los agentes que no estén ganando sus pujas actualizarán sus precios de acuerdo con el valor de los parámetros de salto de precio fijados para esa instancia. El funcionamiento del procedimiento algorítmico se ha ilustrado a través de un ejemplo de aplicación sobre un caso de subasta sencillo.

- **Se ha implementado la subasta mediante un modelo en Microsoft VBA y se ha realizado un estudio de simulación sobre un conjunto de escenarios.**

La implementación de la subasta por medio de un modelo diseñado en el lenguaje *Microsoft Visual Basic for Applications* (VBA) a partir del algoritmo definido previamente se ha llevado a cabo en el capítulo 6 (sección 6.1). Esta implementación ha permitido demostrar que la subasta persigue la maximización del bienestar social sin la necesidad de emplear información reservada de los participantes. Concretamente, esta implementación ha permitido, por un lado, verificar el correcto funcionamiento del modelo teórico de la subasta y, por otro lado, evaluar la potencia del procedimiento algorítmico diseñado y analizar la sensibilidad de los parámetros definidos para la subasta.

A través de métricas de eficiencia y duración de la subasta, el estudio de simulación ha analizado un conjunto heterogéneo de escenarios con distinto número de compradores y vendedores y distintos valores de los parámetros de la subasta. Los resultados de la simulación han mostrado que para escenarios más sencillos (con un número de compradores y de vendedores igual o inferior a 20) y ajustando el valor del salto de precio, la subasta puede implementarse y resolverse directamente en un tiempo razonable. En cambio, para escenarios más complejos, podría resultar más apropiado implementar sistemas que permitiesen a los participantes automatizar la actualización de las pujas. Además, los resultados han mostrado que la duración de la subasta es sensible al valor de los parámetros, pero que se trata de un procedimiento muy robusto a la hora de obtener resultados eficientes.

- **Se ha construido un modelo formal de la subasta basado en el formalismo *Discrete Event System Specification* (DEVS) y se ha verificado su funcionamiento a través de la simulación de escenarios.**

La necesidad de formalizar el sistema de subasta diseñado y de disponer de un modelo que pudiera ampliarse de forma sencilla y directa para simular escenarios más complejos condujo a la construcción del modelo DEVS de la subasta. Además, la ausencia de modelos de subastas combinatorias dobles en DEVS ha permitido establecer una referencia formal para el modelado general de estos sistemas. En el capítulo 6 (sección 6.2) se ha detallado la definición de un modelo DEVS de subasta combinatoria doble iterativa que reproduce el comportamiento del modelo teórico de la subasta diseñada previamente.

El formalismo DEVS ha permitido implementar una simulación de la subasta que incorpora la dimensión temporal mediante la aplicación de la lógica DEVS. Esta lógica permite realizar una simulación basada en la sucesión de eventos discretos a partir de transiciones en los estados de los componentes del modelo. De este modo, la simulación del modelo formal de la subasta en DEVS ha permitido establecer el modelo base para futuras extensiones que permitan considerar escenarios de subasta más complejos.

La verificación del correcto funcionamiento del modelo DEVS se ha hecho por comparación con el modelo previo diseñado en Microsoft VBA. Para ello, se ha desarrollado un estudio de simulación en el que se ha verificado que los resultados obtenidos con el modelo DEVS coincidían con los resultados obtenidos con el modelo VBA.

7.2. Extensiones y líneas futuras

Esta investigación se ha centrado en el desarrollo de un marco clasificatorio para la planificación de la producción en fabricación aditiva y en el diseño, modelado y simulación de un mecanismo

de subasta combinatoria para el mercado de componentes de fabricación aditiva. Las posibles extensiones y líneas futuras se identifican para las dos contribuciones por separado.

El marco desarrollado en esta investigación se ha focalizado en el procesamiento de pedidos de fabricación aditiva en lo que respecta al ciclo de fabricación. En este sentido, una extensión inmediata del marco podría incluir la consideración de las actividades de postprocesado, que resultan relevantes en el contexto de fabricación aditiva y que se están empezando a incluir en modelos de planificación recientes. Asimismo, existen algunos modelos de planificación más agregados que contemplan actividades anteriores al ciclo de fabricación, como la aceptación de pedidos, y posteriores al mismo, como la distribución y entrega de las piezas fabricadas. Una línea futura consistiría en analizar la posible integración de este marco en un esquema agregado que incorporase aspectos de gestión de la demanda y/o aspectos logísticos.

En cuanto al diseño teórico de la subasta, el mecanismo propuesto en esta investigación se ha centrado en la resolución del problema de determinación del ganador y ha introducido un lenguaje de puja sencillo que garantizase que este problema fuera abordable. Una posible extensión de este diseño sería la incorporación de un lenguaje de puja más elaborado que ofreciese una mayor flexibilidad de puja a los postores. Un lenguaje de puja más expresivo, que otorgase a los postores una mayor flexibilidad para expresar sus preferencias, podría conducir a resultados más eficientes en el mercado a cambio de incrementar la complejidad del problema de determinación del ganador. El estudio de distintos lenguajes de puja y su impacto en la complejidad y la eficiencia del mecanismo de subasta sería una posible línea futura de investigación. Asimismo, sería interesante analizar las posibilidades de integrar las técnicas de aprendizaje automático en la resolución de la asignación y la determinación de precios en la subasta. Estas técnicas podrían incrementar el potencial del mecanismo de resolución del problema de determinación del ganador para optimizar los resultados de la subasta.

Los modelos VBA y DEVS que se han construido en este trabajo para simular la subasta se basan en el procedimiento diseñado en el Algoritmo 1. Este procedimiento asumía que todos los agentes participantes en la subasta se comportaban de manera perfectamente racional; es decir, siempre tomaban decisiones de puja orientadas a maximizar su utilidad. Aunque esta es una hipótesis que aparece con frecuencia en los diseños teóricos de subastas combinatorias, algunos estudios empíricos realizados en subastas han afirmado que es poco realista asumir que todos los individuos de una subasta actuarán siempre de manera perfectamente racional en la práctica. En cambio, los participantes en una subasta en un entorno real podrán presentar racionalidad limitada y, por lo tanto, comportamientos subóptimos. Uno de los principales motivos de construir un modelo DEVS de la subasta fue precisamente la flexibilidad que este formalismo ofrece para extender el modelo de forma incremental, reutilizando así los componentes actuales.

El trabajo futuro que se pretende realizar consiste en ampliar el modelo DEVS de la subasta desarrollado en esta investigación para incorporar nuevos agentes (compradores y vendedores) que presenten comportamientos no necesariamente óptimos. El modelo ampliado permitirá incorporar agentes que presenten distinta aversión al riesgo y que, en consecuencia, desarrollen diferentes estrategias de puja. La simulación de estos escenarios permitirá analizar el impacto que puede tener el hecho de que los postores empleen diferentes estrategias de puja en los resultados de eficiencia y de duración de la subasta. Esas simulaciones con nuevos comportamientos de los agentes tendrán como objetivo ayudar al subastador a seleccionar los valores adecuados de los parámetros de la subasta diseñada en esta tesis doctoral para su

implementación en un entorno real, en el que los participantes serán empresas del sector de la fabricación aditiva.

Un posible siguiente paso sería el diseño de un caso de estudio piloto que permita simular el despliegue de la subasta en un escenario real, con la participación tanto de empresas interesadas en adquirir piezas de fabricación aditiva como de empresas productoras de este tipo de piezas. Este estudio permitiría validar el modelo teórico de la subasta propuesto en esta tesis doctoral y proporcionaría información clave de cara a la implementación definitiva del mecanismo en la industria.

CHAPTER 7: CONCLUSIONS AND EXTENSIONS

7. Conclusions and Extensions

The development of this doctoral thesis is situated within the broader aim of contributing to the maturation of additive manufacturing as a production technique. The rapid growth of additive manufacturing in recent years has posed significant challenges that Operations Management must address to facilitate its widespread adoption. This research, conducted within the field of Operations Management, analyses production planning processes at the operational level and their interrelationship with coordination mechanisms between supply and demand. The unique characteristics introduced by additive manufacturing necessitate a rethinking of production planning models and demand management systems at the operational level.

To address this knowledge gap, the general objective of this doctoral thesis is **to examine how the characteristics of additive manufacturing impact operational production planning processes and how these can be leveraged to enhance the efficiency of the additive manufacturing components market**. Within this objective, the two main contributions of this doctoral thesis are the development of a classificatory framework for formalising the operational production planning problem in additive manufacturing and designing an auction mechanism to efficiently resolve allocation and pricing issues in the additive manufacturing components market. Through these contributions, the research conducted in this doctoral thesis aims to enhance the efficiency of allocation and production planning processes in additive manufacturing.

The specific conclusions of the doctoral thesis are reviewed in section 7.1, and proposals for extending the research are presented in section 7.2.

7.1. Conclusions

The primary objective of this thesis was structured into three specific goals. This section reviews the contributions derived from each of these specific objectives and presents the conclusions associated with each contribution.

The first specific objective involved the formalisation of the production planning problem at the operational level in additive manufacturing through a specific framework and taxonomy. The contributions made under this goal are as follows:

- **The production planning problem in additive manufacturing at the operational level was thoroughly analysed.**

Chapter 2 (Section 2.1) delves deeply into the scheduling and nesting problems in additive manufacturing, examining the various uses of these terms in defining production planning models within this context. Additionally, the main taxonomies proposed for classifying both nesting and scheduling problems separately and more recent proposals incorporating a comprehensive view of the combined problem were reviewed. It was observed that these taxonomies are restricted to a higher level of planning, where nesting and scheduling are considered in aggregate form without delving into their constituent subproblems. This review also highlighted that these two problems—nesting and scheduling—should not be considered in isolation when planning production in an additive manufacturing context.

- **A framework and taxonomy have been developed to classify the proposals addressing operational-level production planning in additive manufacturing.**

Given the lack of a complete formalisation of the production planning problem in additive manufacturing, Chapter 4 proposes a classification framework that subdivides nesting and scheduling problems into a set of interrelated subproblems. This framework is inspired by previous taxonomies developed in the field of additive manufacturing and classical taxonomies for cutting and packing problems. The framework outlines four planning phases that encompass the stages of order processing in an additive manufacturing environment and can be broken down into eight subproblems. A formal definition of each subproblem is provided through a sequential schema, highlighting their interrelations. An example case is also presented to illustrate the application of the framework to a simulated planning problem.

This framework provides a comprehensive description of the production planning problem in additive manufacturing at the operational level. It also serves as a tool for designing decision support systems to enhance planning efficiency in additive manufacturing environments. From a research perspective, it offers a reference for a deeper and more structured understanding of this planning problem and a tool for other researchers to classify their work in this field.

- **A review and classification of the main practical proposals of methods developed to tackle production planning in additive manufacturing have been conducted.**

Following the framework's definition, a coding system was introduced to classify practical proposals addressing the planning problem. This coding system was used to review 44 models proposing solutions for production planning in additive manufacturing at the operational level. The models were classified under the proposed framework, and their subproblem structures and particularities in each planning phase were analysed.

The review results provided insights into the current state of research in this field and the main trends in models addressing this planning problem. The findings indicate a trend towards incorporating more subproblems in recent models, highlighting an evolution towards integrated nesting and scheduling models with a more comprehensive approach. Additionally, most models adopt a holistic planning strategy in a heterogeneous context, encompassing additive manufacturing machines with different characteristics. This suggests that as additive manufacturing progresses towards maturity, there is an evolution towards planning increasingly complex manufacturing contexts.

The framework and part of the review presented in this thesis have been published as an article in Volume 61, Issue 24 of the International Journal of Production Research (De Antón et al., 2023). Recent publications have highlighted the contribution of this article to research on production planning in additive manufacturing (Chandra Sugianto & Soo Kim, 2024; Y. Gao et al., 2024; K. Kim et al., 2024; Pastore et al., 2024; K. C. Ying et al., 2023). Additionally, the recent review by Pinto et al. (2024) analyses the research trajectory in this field and cites this framework as a reference.

The second specific objective involved designing a combinatorial auction to coordinate an electronic market for additive manufacturing components, aiming to maximise social welfare. The concrete actions to achieve this objective are detailed below:

- **A comprehensive review of the combinatorial auction methodology was conducted, analysing its various variants and the associated advantages and challenges.**

Chapter 3 delves deeply into combinatorial auctions as a methodological tool to address complex allocation problems. Following an initial introduction to different types of auctions, the specific features of combinatorial auctions were detailed, demonstrating their suitability for contexts where items exhibit interrelations. The primary challenges of combinatorial auctions—how to express bids and the winner determination problem—were examined. It was observed that this problem has an exponential time complexity and that its formulation depends on the specific type of combinatorial auction being addressed. In this context, three variants of combinatorial auctions were analysed: iterative, double, and iterative double auctions. This study introduced the characteristics of combinatorial auctions and, specifically, combinatorial iterative double auctions, which is the methodological tool employed to tackle the allocation problem in an additive manufacturing market.

- **The market for additive manufacturing components was analysed, and this market's main electronic platforms and coordination mechanisms were reviewed.**

The study of the additive manufacturing components market (Chapter 2, Section 2.2) revealed a certain imbalance between the supply and demand for these services. The high cost of machines and the advanced technology required have promoted the outsourcing of additive manufacturing components to specialised manufacturers. However, the coordination between companies demanding additive manufacturing products and specialised manufacturers involves high transaction costs due to the customisation of components and the heterogeneity of additive manufacturing machines and techniques. This has led to the proliferation of electronic platforms that facilitate both the search and comparison tasks when matching demanders and suppliers in these markets.

The review of these platforms revealed a bias towards proposals aiming to develop collaborative manufacturing platforms focused on the allocation of manufacturing orders and, in many cases, the scheduling of those orders. However, in these proposals, the pricing problem is either relegated to a secondary position or not addressed at all. Nevertheless, some proposals that consider both allocation and pricing in an additive manufacturing market were identified. Most of these proposals employ auction mechanisms for the joint resolution of both problems. The study of these mechanisms identified several opportunities to exploit the additive manufacturing components market more efficiently through a combinatorial auction mechanism.

- **A double iterative combinatorial auction mechanism was designed to improve the efficiency of order allocation in the additive manufacturing components market.**

Chapter 5 (Section 5.1) presents the design of a combinatorial double auction that leverages the identified opportunities to increase the efficiency of the additive manufacturing market. This mechanism has unique features that differentiate it from other combinatorial iterative double auctions: items are created based on buyer demands, and only sellers can place combinatorial bids. This auction mitigates the excessive centralisation of supply seen in other mechanisms and provides manufacturers with the flexibility to bid on combinations of orders, allowing them to benefit from manufacturing various heterogeneous parts on the same production surface and thereby optimise resource utilisation. Thus, this mechanism offers advantages for both sides of the additive manufacturing market. On one hand, demanders of additive manufacturing parts can easily access a large number of manufacturers and obtain competitive prices without needing to negotiate individually with each provider. On the other hand, additive manufacturing providers can optimise their productive capacity by combining orders from different buyers.

The theoretical definition of the auction involved designing a sequence of stages for the iterative development of the auction and formulating the corresponding winner determination problem. The sequence guides the auction towards optimising the social welfare of the market based on available information, while the winner determination problem resolves allocation and pricing issues in each auction round. Therefore, a mechanism was developed that efficiently coordinates the additive manufacturing components market, incorporating the specific characteristics of this sector.

The third specific objective proposed the construction of a model for the combinatorial auction and the simulation of its behaviour in different scenarios. The contributions developed to achieve this objective are as follows:

- **An algorithm was developed to implement the auction and simulate its behaviour.**

Once the auction was theoretically defined, an algorithmic procedure (Algorithm 1) was created to simulate the auction dynamics through predefined price updates, implemented using price step parameters (Chapter 5, Section 5.2). In each auction round, agents who are not winning their bids will update their prices according to the value of the price step parameters set for that instance. The operation of the algorithmic procedure was illustrated through an application example on a simple auction case.

- **The auction was implemented using a model in Microsoft VBA, and a simulation study was conducted across a set of scenarios.**

The implementation of the auction using a model designed in Microsoft Visual Basic for Applications (VBA), based on the previously defined algorithm, was carried out in Chapter 6 (Section 6.1). This implementation demonstrated that the auction pursues the maximization of social welfare without requiring confidential information from the participants. Specifically, this implementation allowed for verifying the correct functioning of the theoretical auction model and evaluating the algorithmic procedure's effectiveness. Additionally, it facilitated an analysis of the sensitivity of the parameters defined for the auction.

Through efficiency and duration metrics, the simulation study analysed a heterogeneous set of scenarios with varying numbers of buyers and sellers and different auction parameter values. The simulation results showed that for more straightforward scenarios (with no more than 20 buyers and 20 sellers) and by adjusting the price step value, the auction can be implemented and resolved directly within a reasonable time. However, for more complex scenarios, it may be more appropriate to implement systems that allow participants to automate bid updates. Additionally, the results indicated that while the duration of the auction is sensitive to the parameter values, the procedure is highly robust in obtaining efficient results.

- **A formal model of the auction was constructed based on the Discrete Event System Specification (DEVS) formalism, and its operation was verified through scenario simulations.**

The need to formalise the designed auction system and to have a model that could be easily and directly extended to simulate more complex scenarios led to the construction of the DEVS model for the auction. Moreover, the absence of combinatorial double auction models in DEVS has enabled our proposal to establish a formal reference for the general modelling of these systems. Chapter 6 (Section 6.2) details the definition of a DEVS model for a double iterative combinatorial auction that reproduces the behaviour of the previously designed theoretical auction model.

The DEVS formalism enabled the implementation of an auction simulation that incorporates the time dimension through DEVS logic. This logic allows for simulation based on the succession of discrete events resulting from transitions in the states of the model components. Thus, the formal auction model simulation in DEVS established the base model for future extensions that consider more complex auction scenarios.

The verification of the correct functioning of the DEVS model was done by comparison with the previously designed Microsoft VBA model. For this purpose, a simulation study was conducted, verifying that the results obtained with the DEVS model matched those obtained with the VBA model.

7.2. Further Research and Extensions

This research has focused on developing a classification framework for production planning in additive manufacturing and designing, modelling, and simulating a combinatorial auction mechanism for the additive manufacturing components market. Potential extensions and future research directions are identified separately for the two contributions.

The framework developed in this research has concentrated on the order processing of additive manufacturing concerning the manufacturing cycle. In this regard, an immediate extension of the framework could include the consideration of post-processing activities, which are relevant in the context of additive manufacturing and are beginning to be included in recent planning models. Additionally, some more aggregated planning models consider activities before the manufacturing cycle, such as order acceptance, and subsequent activities, such as the distribution and delivery of manufactured parts. A future line of research could be to analyse the possible integration of this framework into an aggregated scheme incorporating demand management and/or logistical aspects.

Regarding the theoretical design of the auction, the mechanism proposed in this research has focused on solving the winner determination problem and has introduced a simple bidding language to ensure that this problem is manageable. A possible extension of this design would be to incorporate a more sophisticated bidding language that offers greater bidding flexibility to the bidders. A more expressive bidding language, which allows bidders more flexibility to express their preferences, could lead to more efficient market outcomes at the cost of increasing the complexity of the winner determination problem. The study of different bidding languages and their impact on the complexity and efficiency of the auction mechanism would be a potential future research direction. It would also be of interest to explore the potential integration of machine learning techniques into the resolution of the assignment and pricing problems in the auction. These techniques could enhance the mechanism for solving the winner determination problem, thereby optimising the auction outcomes.

The VBA and DEVS models constructed in this work to simulate the auction are based on the procedure designed in Algorithm 1. This procedure assumed that all agents participating in the auction behaved in a perfectly rational manner, meaning they always made bidding decisions aimed at maximising their utility. While this is an assumption frequently encountered in the theoretical design of combinatorial auctions, some empirical studies conducted on auctions have asserted that it is hardly realistic to assume that all individuals in an auction will always act in a perfectly rational manner in practice. Instead, participants in a real-world auction environment may exhibit bounded rationality and, consequently, suboptimal behaviours. One of the main

reasons for constructing a DEVS model of the auction was precisely the flexibility this formalism offers for incrementally extending the model, thereby reusing the current components.

Future work aims to expand the DEVS model of the auction developed in this research to incorporate new agents (buyers and sellers) who exhibit behaviours that are not necessarily optimal. The expanded model will allow for the incorporation of agents with varying levels of risk aversion, leading to the development of different bidding strategies. The simulation of these scenarios will enable an analysis of the impact that bidders employing different strategies may have on both the efficiency and the duration of the auction. Simulations with these new agent behaviours will aim to assist the auctioneer in selecting the appropriate values for the auction parameters designed in this doctoral thesis for implementation in a real-world environment, where participants will be companies in the additive manufacturing sector.

A possible next step would be the design of a pilot case study to simulate the deployment of the auction in a real-world scenario, involving both companies interested in acquiring additively manufactured components and producers of such components. This study would serve to validate the theoretical auction model proposed in this doctoral thesis and provide key insights for the eventual implementation of the mechanism in the industry.

Bibliografía

- Abedrabboh, K., Karaki, A., & Al-Fagih, L. (2023). A Combinatorial Double Auction for Community Shared Distributed Energy Resources. *IEEE Access*, *11*, 28355–28369. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3260022>
- Abrache, J., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Rekik, M. (2007). Combinatorial auctions. *Annals of Operations Research*, *153*(1), 131–164. <https://doi.org/10.1007/S10479-007-0179-Z/METRICS>
- Acebes, F., González-Varona, J. M., López-Paredes, A., & Pajares, J. (2024). Beyond probability-impact matrices in project risk management: A quantitative methodology for risk prioritisation. *Humanities and Social Sciences Communications Volume*, *11*(1), 1–13. <https://doi.org/https://doi.org/10.1057/s41599-024-03180-5>
- Acebes, F., Pereda, M., Poza, D., Pajares, J., & Galán, J. M. (2015). Stochastic earned value analysis using Monte Carlo simulation and statistical learning techniques. *International Journal of Project Management*, *33*(7), 1597–1609. <https://doi.org/10.1016/J.IJROMAN.2015.06.012>
- Acebes, F., Poza, D., González-Varona, J. M., & López-Paredes, A. (2022). Stochastic Earned Duration Analysis for Project Schedule Management. *Engineering*, *9*, 148–161. <https://doi.org/10.1016/J.ENG.2021.07.019>
- Acocella, A., & Caplice, C. (2023). Research on truckload transportation procurement: A review, framework, and future research agenda. *Journal of Business Logistics*. <https://doi.org/10.1111/JBL.12333>
- Agénjo, E., Martín-Cruz, N., Ruiz-Martin, C., & López-Paredes, A. (2018). Does CMMI Implementation affect the Performance of the Firm? An Evaluation from a Dynamic Capabilities Approach. *International Journal of Production Management and Engineering*, *6*(2), 57–64. <https://doi.org/10.4995/IJPM.2018.8617>
- Al Shaqsi, S., & Salim Al Shaqsi, B. (2018). *Combinatorial Reverse Auctions in Construction Procurement*.
- Alberto Araúzo, J., Del Olmo, R., & Laviós, J. J. (2013). Subasta combinatoria para la programación dinámica en sistemas de fabricación distribuidos. *Dirección y Organización*, *0*(51), 55–64. <https://revistadyo.es/DyO/index.php/dyo/article/view/438>
- Alicastro, M., Ferone, D., Festa, P., Fugaro, S., & Pastore, T. (2021). A reinforcement learning iterated local search for makespan minimization in additive manufacturing machine scheduling problems. *Computers & Operations Research*, *131*(January 2020), 105272. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105272>
- Alogla, A. A., Baumers, M., Tuck, C., & Elmadih, W. (2021). The Impact of Additive Manufacturing on the Flexibility of a Manufacturing Supply Chain. *Applied Sciences* *2021*, Vol. *11*, Page 3707, *11*(8), 3707. <https://doi.org/10.3390/APP11083707>

-
- Aloui, A., & Hadj-Hamou, K. (2021). A heuristic approach for a scheduling problem in additive manufacturing under technological constraints. *Computers and Industrial Engineering*, 154(March 2020), 107115. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107115>
- Altekin, F. T., & Bukchin, Y. (2022). A multi-objective optimization approach for exploring the cost and makespan trade-off in additive manufacturing. *European Journal of Operational Research*, 301(1), 235–253. <https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2021.10.020>
- Anandalingam, G., Day, R. W., & Raghavan, S. (2005). The Landscape of Electronic Market Design. *Https://Doi.Org/10.1287/Mnsc.1040.0345*, 51(3), 316–327. <https://doi.org/10.1287/MNSC.1040.0345>
- Andersson, A., Tenhunen, M., & Ygge, F. (2000). Integer programming for combinatorial auction winner determination. *Proceedings - 4th International Conference on MultiAgent Systems, ICMAS 2000*, 39–46. <https://doi.org/10.1109/ICMAS.2000.858429>
- Araújo, L. J. P., Özcan, E., Atkin, J. A. D., & Baumers, M. (2018). Analysis of irregular three-dimensional packing problems in additive manufacturing: a new taxonomy and dataset. *International Journal of Production Research*, 57(18), 5920–5934. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1534016>
- Arik, O. A., & Arik, O. A. (2022). Additive manufacturing scheduling problem considering assembly operations of parts. *Operational Research*. <https://doi.org/10.1007/s12351-021-00649-y>
- ASTM International. (2021). *ISO/ASTM 52900, Additive manufacturing — General principles — Terminology*. <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso-astm:52900:dis:ed-2:v1:en:term:3.1.2>
- Baranwal, G., Kumar, D., Raza, Z., & Vidyarthi, D. P. (2018). Auction based resource provisioning in cloud computing. In *SpringerBriefs in Computer Science*. Springer Singapore. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-10-8737-0>
- Barceló, J. A., Bernal, F. D. C., Olmo, R. del, Mameli, L., Quesada, F. J. M., Poza, D., & Vilà, X. (2014). Social Interaction in Hunter-Gatherer Societies: Simulating the Consequences of Cooperation and Social Aggregation. *Social Science Computer Review*, 32(3), 417–436. <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/0894439313511943>
- Baumann, F. W., & Roller, D. (2017). Additive Manufacturing, Cloud-Based 3D Printing and Associated Services—Overview. *Journal of Manufacturing and Materials Processing 2017, Vol. 1, Page 15, 1(2)*, 15. <https://doi.org/10.3390/JMMP1020015>
- Belloli, L., Vicino, D., Ruiz-Martin, C., & Wainer, G. (2019). Building Devs Models with the Cadmium Tool. *Proceedings - Winter Simulation Conference, 2019-December*, 45–59. <https://doi.org/10.1109/WSC40007.2019.9004917>
- Bennell, J. A., & Oliveira, J. F. (2008). The geometry of nesting problems: A tutorial. *European Journal of Operational Research*, 184(2), 397–415. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.11.038>

- Bichler, M., Davenport, A., Hohner, G., & Kalagnanam, J. (2006). Industrial Procurement Auctions. In P. Cramton, Y. Shoham, & R. Steinberg (Eds.), *Combinatorial Auctions* (pp. 593–612). MIT Press.
- Bichler, M., Goeree, J., Mayer, S., & Shabalin, P. (2014). Spectrum auction design: Simple auctions for complex sales. *Telecommunications Policy*, 38(7), 613–622. <https://doi.org/10.1016/J.TELPOL.2014.02.004>
- Bichler, M., Milgrom, P., & Schwarz, G. (2023). Taming the Communication and Computation Complexity of Combinatorial Auctions: The FUEL Bid Language. *Management Science*, 69(4), 2217–2238. <https://doi.org/https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.4465>
- Biswas, S., & Narahari, Y. (2005). Iterative Dutch combinatorial auctions. In *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence* (Vol. 44). Springer. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10472-005-4687-8>
- Biswas, S., & Narahari, Y. (2009). Approximately efficient iterative mechanisms for combinatorial exchanges. *2009 IEEE Conference on Commerce and Enterprise Computing, CEC 2009*, 182–187. <https://doi.org/10.1109/CEC.2009.61>
- Biswas, S., & Narahari, Y. (2010a). An iterative auction mechanism for combinatorial exchanges. *2010 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, CASE 2010*, 849–854. <https://doi.org/10.1109/COASE.2010.5584764>
- Biswas, S., & Narahari, Y. (2010b). Tâtonnement mechanisms for combinatorial exchanges. *Proceedings - 12th IEEE International Conference on Commerce and Enterprise Computing, CEC 2010*, 25–31. <https://doi.org/10.1109/CEC.2010.24>
- Bogers, M., Hadar, R., & Bilberg, A. (2016). Additive manufacturing for consumer-centric business models: Implications for supply chains in consumer goods manufacturing. *Technological Forecasting and Social Change*, 102, 225–239. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2015.07.024>
- Bogrybayeva, A., Takaloo, M., Charkhgard, H., & Kwon, C. (2021). An iterative combinatorial auction design for fractional ownership of autonomous vehicles. *International Transactions in Operational Research*, 28(4), 1681–1705. <https://doi.org/10.1111/ITOR.12903>
- Bosshard, V., Wang, Y., & Seuken, S. (2022). Non-decreasing Payment Rules for Combinatorial Auctions. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2018-July*, 105–113. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2018/15>
- Boutilier, C., & Hoos, H. H. (2001). Bidding languages for combinatorial auctions. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 17(1), 1211–1217.
- Buer, T., & Kopfer, H. (2014). A Pareto-metaheuristic for a bi-objective winner determination problem in a combinatorial reverse auction. *Computers and Operations Research*, 41(1), 208–220. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2013.04.004>
- Cadiou, T., Demoly, F., & Gomes, S. (2022). A Multi-Part Production Planning Framework for Additive Manufacturing of Unrelated Parallel Fused Filament Fabrication 3D Printers. *Designs*, 6(1), 11. <https://doi.org/10.3390/DESIGNS6010011>

-
- Calabrese, M., Primo, T., Del Prete, A., & Filitti, G. (2022). Nesting algorithm for optimization part placement in additive manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 119(7–8), 4613–4634. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00170-021-08130-y>
- Calignano, F., & Mercurio, V. (2023). An overview of the impact of additive manufacturing on supply chain, reshoring, and sustainability. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 7, 100103. <https://doi.org/10.1016/J.CLSCN.2023.100103>
- Canellidis, V., Giannatsis, J., & Dedoussis, V. (2013). Efficient parts nesting schemes for improving stereolithography utilization. *CAD Computer Aided Design*, 45(5), 875–886. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2012.12.002>
- Caplice, C., & Sheffi, Y. (2006). Combinatorial auctions for truckload transportation. In *Combinatorial Auctions* (Vol. 21, pp. 539–571). MIT Press.
- Cárdenas, R., & Wainer, G. (2022). Asymmetric Cell-DEVS models with the Cadmium simulator. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 121, 102649. <https://doi.org/10.1016/J.SIMPAT.2022.102649>
- Chandra, C., Grabis, J., & Tumanyan, A. (2007). Problem taxonomy: A step towards effective information sharing in supply chain management. *International Journal of Production Research*, 45(11), 2507–2544. <https://doi.org/10.1080/00207540601020486>
- Chandra Sugianto, W., & Soo Kim, B. (2024). Particle swarm optimization for integrated scheduling problem with batch additive manufacturing and batch direct-shipping delivery. *Computers & Operations Research*, 161, 106430. <https://doi.org/10.1016/J.COR.2023.106430>
- Che, Y., Hu, K., Zhang, Z., & Lim, A. (2021). Machine scheduling with orientation selection and two-dimensional packing for additive manufacturing. *Computers and Operations Research*, 130, 105245. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105245>
- Chen, T. C. T. (2019). Fuzzy approach for production planning by using a three-dimensional printing-based ubiquitous manufacturing system. *AI EDAM*, 33(4), 458–468. <https://doi.org/10.1017/S0890060419000222>
- Chergui, A., Hadj-Hamou, K., & Vignat, F. (2018). Production scheduling and nesting in additive manufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, 126, 292–301. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2018.09.048>
- Christos T. Maravelias. (2012). General Framework and Modeling Approach Classification for Chemical Production Scheduling. *AIChE Journal*, 59(4), 215–228. <https://doi.org/10.1002/aic>
- Colini-Baldeschi, R., Goldberg, P. W., Keijzer, B. De, Leonardi, S., Roughgarden, T., & Turchetta, S. (2020). Approximately Efficient Two-Sided Combinatorial Auctions. *ACM Transactions on Economics and Computation*, 8(1). <https://doi.org/10.1145/3381523>
- Cramton, P., Shoham, Y., & Steinberg, R. (2006). Combinatorial Auctions. In *Combinatorial Auctions*. MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/9780262033428.003.0001>

- Crump, S. S. (1989). *Apparatus and Method for Creating Three-dimensional Objects* (Patent US5121329A). <https://portal.unifiedpatents.com/patents/patent/US-5121329-A>
- Cui, J., Ren, L., Mai, J., Zheng, P., & Zhang, L. (2022). 3D Printing in the Context of Cloud Manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 74(October), 102256. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2021.102256>
- Curto, D., Acebes, F., González-Varona, J. M., & Poza, D. (2022). Impact of aleatoric, stochastic and epistemic uncertainties on project cost contingency reserves. *International Journal of Production Economics*, 253, 108626. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2022.108626>
- De Antón, J., David, P., Villafáñez, F., & López-Paredes, A. (2024). Limitations and Opportunities in e-Platforms for the Additive Manufacturing Market. In J. Bautista-Valhondo, M. Mateo-Doll, A. Lusa, & R. Pastor-Moreno (Eds.), *Proceedings of the 17th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management (ICIEIM) – XXVII Congreso de Ingeniería de Organización (CIO2023). Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (pp. 99–104). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-57996-7_18
- de Antón, J., Poza, D., López-Paredes, A., & Villafáñez, F. (2023). Defining Production Planning Problems in Additive Manufacturing. In *Industry 4.0: The Power of Data: Selected Papers from the 15th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management* (pp. 193–201). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-29382-5_20
- de Antón, J., Senovilla, J., González, J. M., & Acebes, F. (2020). Production planning in 3D printing factories. *International Journal of Production Management and Engineering*, 8(2), 75. <https://doi.org/10.4995/ijpme.2020.12944>
- De Antón, J., Villafáñez, F., Poza, D., & López-Paredes, A. (2023). A framework for production planning in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 61(24), 8674–8691. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2160026>
- De Vries, S., & Vohra, R. V. (2003). Combinatorial auctions: A survey. *INFORMS Journal on Computing*, 15(3), 284–309. <https://doi.org/10.1287/ijoc.15.3.284.16077>
- Deckard, C. R. (1986). *Method and apparatus for producing parts by selective sintering* (Patent US4863538A).
- Demir, E., Eysers, D., & Huang, Y. (2021). Competing through the last mile: Strategic 3D printing in a city logistics context. *Computers and Operations Research*, 131, 105248. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105248>
- Dvorak, F., Micali, M., & Mathieug, M. (2018). Planning and Scheduling in Additive Manufacturing. *Inteligencia Artificial*, 21(62), 40–52. <https://doi.org/10.4114/intartif.vol21iss62pp40-52>
- Dwivedi, G., Chakraborty, S., Agarwal, Y. K., & Srivastava, R. K. (2023). Simultaneous Production and Transportation Problem: A Case of Additive Manufacturing. *Transportation Science*, 57(3), 741–755. <https://doi.org/10.1287/TRSC.2022.1195>

-
- Dyckhoff, H. (1990). A typology of cutting and packing problems. *Journal of Heuristics*, 18(4), 677–697. <https://doi.org/10.1007/s10732-012-9203-9>
- Einav, L., Farronato, C., & Levin, J. (2016). Peer-to-Peer Markets. *Annual Review of Economics*, 8, 615–635.
- Elmaghraby, W., & Keskinocak, P. (2004). Combinatorial Auctions in Procurement. In *The Practice of Supply Chain Management: Where Theory and Application Converge. International Series in Operations Research & Management Science*. (Vol. 62, pp. 245–258). Springer. https://doi.org/10.1007/0-387-27275-5_15
- Fan, M., Stallaert, J., & Whinston, A. B. (2003). Decentralized Mechanism Design for Supply Chain Organizations Using an Auction Market. <https://doi.org/10.1287/isre.14.1.1.14763>, 14(1), 1–22. <https://doi.org/10.1287/ISRE.14.1.1.14763>
- Fera, M., Fruggiero, F., Lambiase, A., Macchiaroli, R., & Todisco, V. (2018). A modified genetic algorithm for time and cost optimization of an additive manufacturing single-machine scheduling. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(4), 423–438. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2018.1.001>
- Fera, M., Macchiaroli, R., Fruggiero, F., & Lambiase, A. (2020). A modified tabu search algorithm for the single-machine scheduling problem using additive manufacturing technology. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11(3), 401–414. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2020.1.001>
- Framinan, J. M., Paz Perez-Gonzalez, P., & Victor Fernandez-Viagas, V. (2023). An overview on the use of operations research in additive manufacturing. *Annals of Operations Research*, 322, 5–40. <https://doi.org/10.1007/S10479-022-05040-4>
- Freens, J. P. N., Adan, I. J. B. F., Pogromsky, A. Y., & Ploegmakers, H. (2016). Automating the production planning of a 3D printing factory. *Proceedings - Winter Simulation Conference, 2016-Febru*, 2136–2147. <https://doi.org/10.1109/WSC.2015.7408327>
- Friedman, D. (1993). The Double Auction Market Institution: A Survey. In D. Friedman & J. Rust (Eds.), *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence* (pp. 3–26). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429492532-2>
- Friedrich, A., Lange, A., & Elbert, R. (2022). Make-or-buy decisions for industrial additive manufacturing. *Journal of Business Logistics*, 43(4), 623–653. <https://doi.org/10.1111/JBL.12302>
- Galán Ordax, J. M. (2007). *Evaluación integradora de políticas de agua: modelado y simulación con sociedades artificiales de agentes*. Universidad de Burgos.
- Gao, J., Wong, T., Wang, C., & Yu, J. Y. (2022). A Price-Based Iterative Double Auction for Charger Sharing Markets. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6), 5116–5127. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3047984>
- Gao, P. (2024, February 27). Scheduling Modeling and Optimization of 3D Print Task in Cloud Manufacturing Environment Based on Quantum Wolf Pack Algorithm. *ICEMME 2023*. <https://doi.org/10.4108/EAI.17-11-2023.2342663>

- Gao, Y., Yuan, B., & Cui, W. (2024). A math-heuristic approach for scheduling the production and delivery of a mobile additive manufacturing hub. *Computers & Industrial Engineering*, 188, 109929. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2024.109929>
- Garey, M. R., & Johnson, D. S. (1990). *Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness*. W. H. Freeman & Co.
- Gogate, A. S., & Pande, S. S. (2008). Intelligent layout planning for rapid prototyping. *International Journal of Production Research*, 46(20), 5607–5631. <https://doi.org/10.1080/00207540701277002>
- González-Varona, J. M., López-Paredes, A., Poza, D., & Acebes, F. (2021). Building and development of an organizational competence for digital transformation in SMEs. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 14(1), 15–24. <https://doi.org/10.3926/jiem.3279>
- González-Varona, J. M., Poza, D., Acebes, F., Villafañez, F., Pajares, J., & López-Paredes, A. (2020). New Business Models for Sustainable Spare Parts Logistics: A Case Study. *Sustainability* 2020, Vol. 12, Page 3071, 12(8), 3071. <https://doi.org/10.3390/SU12083071>
- Gopsill, J. A., & Hicks, B. J. (2018). Investigating the effect of scale and scheduling strategies on the productivity of 3D managed print services. *J Engineering Manufacture*, 232(10), 1753–1766. <https://doi.org/10.1177/0954405417708217>
- Gujar, S., & Narahari, Y. (2013). Optimal multi-unit combinatorial auctions. *Operational Research*, 13(1), 27–46. <https://doi.org/10.1007/s12351-011-0116-4>
- He, J. J., Wu, J., & Siau, K. L. (2024). Task Scheduling Strategy for 3DPCC Considering Multidynamic Information Perturbation in Green Scene. *Journal of Global Information Management*, 32(1). <https://doi.org/10.4018/JGIM.351156>
- He, J., Wu, J., Zhang, Y., Wang, Y., & He, H. (2022). Large-Scale Customized Production Scheduling of Multiagent-Based Medical 3D Printing. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/6557137>
- Hohner, G., Rich, J., Ng, E., Reid, G., Davenport, A. J., Kalagnanam, J. R., Lee, H. S., & An, C. (2003). Combinatorial and Quantity-Discount Procurement Auctions Benefit Mars, Incorporated and Its Suppliers. *Interfaces*, 33(1), 23–35. <https://doi.org/10.1287/INTE.33.1.23.12717>
- Hou, L., Wang, C., & Yan, J. (2020). Bidding for Preferred Timing: An Auction Design for Electric Vehicle Charging Station Scheduling. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(8), 3332–3343. <https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2926336>
- Hsieh, F. S. (2010). Combinatorial reverse auction based on revelation of Lagrangian multipliers. *Decision Support Systems*, 48(2), 323–330. <https://doi.org/10.1016/J.DSS.2009.08.009>
- Hsieh, F. S., & Liao, C. S. (2015). Scalable multi-agent learning algorithms to determine winners in combinatorial double auctions. *Applied Intelligence*, 43(2), 308–324. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10489-014-0643-9>
- Hu, K., Che, Y., Ng, T. S., & Deng, J. (2024). Unrelated parallel batch processing machine scheduling with time requirements and two-dimensional packing constraints. *Computers & Operations Research*, 162, 106474. <https://doi.org/10.1016/J.COR.2023.106474>

-
- Hu, K., Che, Y., & Zhang, Z. (2022). Scheduling unrelated additive manufacturing machines with practical constraints. *Computers & Operations Research*, 144, 105847. <https://doi.org/10.1016/J.COR.2022.105847>
- Huang, S. H., Liu, P., Mokasdar, A., & Hou, L. (2013). Additive manufacturing and its societal impact: A literature review. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 67(5–8), 1191–1203. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00170-012-4558-5>
- Hull, C. W., & Arcadia, C. (1984). *Apparatus for production of three-dimensional objects by stereolithography* (Patent US4575330A).
- Ikonen, I., Biles, W., & Kumar, A. (1997). A genetic algorithm for packing three-dimensional non-convex objects having cavities and holes. *International Conference on Genetic Algorithms*, 591–598.
- Jiang, X., Sun, Y., Liu, B., & Dou, W. (2022). Combinatorial double auction for resource allocation with differential privacy in edge computing. *Computer Communications*, 185, 13–22. <https://doi.org/10.1016/J.COMCOM.2021.11.025>
- Kalagnanam, J., & Parkes, D. C. (2004). Auctions, Bidding and Exchange Design. In *Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis. International Series in Operations Research & Management Science* (Vol. 74, pp. 143–212). Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-7953-5_5
- Kamarudin, K., Wahab, M. S., Raus, A. A., Ahmed, A., & Shamsudin, S. (2017). Benchmarking of dimensional accuracy and surface roughness for AlSi10Mg part by selective laser melting (SLM). *AIP Conference Proceedings*, 1831. <https://doi.org/10.1063/1.4981188>
- Kang, K., Tan, B. Q., & Zhong, R. Y. (2023). Cloud-based 3D printing service allocation models for mass customization. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 126(5–6), 2129–2145. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00170-023-11221-7>
- Kapadia, M. S., Starly, B., Thomas, A., Uzsoy, R., & Warsing, D. (2019). Impact of scheduling policies on the performance of an additive manufacturing production system. *Procedia Manufacturing*, 39, 447–456. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.388>
- Kapadia, M. S., Uzsoy, R., Starly, B., & Warsing, D. P. (2021). A genetic algorithm for order acceptance and scheduling in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, October, 1–18. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1991023>
- Karp, R. M. (1972). Reducibility among Combinatorial Problems. *Complexity of Computer Computations*, 85–103. https://doi.org/10.1007/978-1-4684-2001-2_9
- Khajavi, S. H., Ituarte, I. F., Jaribion, A., An, J., Kai, C. C., & Holmstrom, J. (2020). Impact of Additive Manufacturing on Supply Chain Complexity. In Tung X. Bui (Ed.), *Proceedings of the 53rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences 2020 (HICSS-53)* (pp. 4505–4514). <https://doi.org/https://doi.org/10.24251/HICSS.2020.551>
- Kiedanski, D., Kofman, D., & Orda, A. (2021). Design of a Combinatorial Double Auction for Local Energy Markets. In S. Lasaulce, P. Mertikopoulos, & A. Orda (Eds.), *Network Games, Control and Optimization. NETGCOOP 2021. Communications in Computer and Information Science*

- (Vol. 1354, pp. 315–320). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-030-87473-5_28
- Kim, H. J. (2018). Bounds for parallel machine scheduling with predefined parts of jobs and setup time. *Annals of Operations Research*, 261(1–2), 401–412. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10479-017-2615-z>
- Kim, K., Park, K., Jeon, H. W., & Kremer, G. E. (2024). Design complexity based flexible order dispatching for additive manufacturing production. *International Journal of Production Economics*, 274, 109307. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2024.109307>
- Kim, Y. J., & Kim, B. S. (2022). Part-grouping and build-scheduling with sequence-dependent setup time to minimize the makespan for non-identical parallel additive manufacturing machines. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 119(3–4), 2247–2258. <https://doi.org/10.1007/S00170-021-08361-Z>
- Kodama, H. (1981). Automatic method for fabricating a three-dimensional plastic model with photo-hardening polymer. *Review of Scientific Instruments*, 52(11), 1770–1773. <https://doi.org/10.1063/1.1136492>
- Krishna, V. (2010). *Auction theory: Vol. 2nd Edition*. Academic press/Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/C2009-0-22474-3>
- Kucukkoc, I. (2019). MILP models to minimise makespan in additive manufacturing machine scheduling problems. *Computers and Operations Research*, 105, 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.01.006>
- Kucukkoc, I. (2021). Metal Additive Manufacturing: Nesting vs. Scheduling. *Optimization and Data Science: Trends and Applications. AIRO Springer Series, Vol 6.*, 169–180. https://doi.org/10.1007/978-3-030-86286-2_13
- Kucukkoc, I. (2023). Batch Delivery Considerations in Additive Manufacturing Machine Scheduling Problem. In *AIRO Springer Series* (Vol. 11, pp. 47–58). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-3-031-34546-3_4
- Kucukkoc, I. (2024). Scheduling of distributed additive manufacturing machines considering carbon emissions. *International Journal of Optimization and Control: Theories and Applications*, 14(1), 20–31. <https://doi.org/10.11121/ijocta.1444>
- Kucukkoc, I., Li, Q., He, N., & Zhang, D. (2018). Scheduling of Multiple Additive Manufacturing and 3D Printing Machines to Minimise Maximum Lateness. In R. W. Grubbström & H. H. Hinterhuber (Eds.), *Twentieth International Working Seminar on Production Economics* (Vol. 1).
- Kucukkoc, I., Li, Q., & Zhang, D. Z. (2016). Increasing the utilisation of additive manufacturing and 3D printing machines considering order delivery times. *19th International Working Seminar on Production Economics, July 2017*, 195–201.
- Kucukkoc, I., Li, Z., & Li, Q. (2021). 2D Nesting and Scheduling in Metal Additive Manufacturing. *Communications in Computer and Information Science*, 1407 CCIS, 97–112. https://doi.org/10.1007/978-3-030-76307-7_8

-
- Kumar, D., Baranwal, G., Raza, Z., & Vidyarthi, D. P. (2018). A truthful combinatorial double auction-based marketplace mechanism for cloud computing. *Journal of Systems and Software, 140*, 91–108. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2018.03.003>
- Kumar, D., Baranwal, G., Raza, Z., & Vidyarthi, D. P. (2019). Fair mechanisms for combinatorial reverse auction-based cloud market. *Smart Innovation, Systems and Technologies, 107*, 267–277. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1747-7_26
- Kunovjanek, M., Knofius, N., & Reiner, G. (2022). Additive manufacturing and supply chains – a systematic review. *Production Planning & Control, 33*(13), 1231–1251. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1857874>
- Ledyard, J. O., Olson, M., Porter, D., Swanson, J. A., & Torma, D. P. (2002). The First Use of a Combined-Value Auction for Transportation Services. *Interfaces, 32*(5), 4–12. <https://doi.org/10.1287/INTE.32.5.4.30>
- Lee, S. J., & Kim, B. S. (2023). Two-stage meta-heuristic for part-packing and build-scheduling problem in parallel additive manufacturing. *Applied Soft Computing, 136*, 110–132. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2023.110132>
- Li, B. H., Zhang, L., Wang, S. L., Tao, F., Cao, J. W., Jiang, X. D., Song, X., & Chai, X. D. (2010). Cloud manufacturing: A new service-oriented networked manufacturing model. *Jisuanji Jicheng Zhizao Xitong/Computer Integrated Manufacturing Systems, CIMS, 16*(1).
- Li, L., Liu, Y. an, Liu, K. ming, Ma, X. lei, & Yang, M. (2009). Pricing in combinatorial double auction-based grid allocation model. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 16*(3), 59–65. [https://doi.org/10.1016/S1005-8885\(08\)60228-9](https://doi.org/10.1016/S1005-8885(08)60228-9)
- Li, Q., Jia, X., Huang, C., & Bao, H. (2023). A Dynamic Combinatorial Double Auction Model for Cloud Resource Allocation. *IEEE Transactions on Cloud Computing, 11*(3), 2873–2884. <https://doi.org/10.1109/TCC.2022.3231249>
- Li, Q., Kucukkoc, I., & Zhang, D. Z. (2017). Production planning in additive manufacturing and 3D printing. *Computers and Operations Research, 83*, 1339–1351. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.01.013>
- Li, Q., Zhang, D., & Kucukkoc, I. (2019). Order acceptance and scheduling in direct digital manufacturing with additive manufacturing. *IFAC-PapersOnLine, 52*(13), 1016–1021. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.328>
- Li, Q., Zhang, D., Wang, S., & Kucukkoc, I. (2019). A dynamic order acceptance and scheduling approach for additive manufacturing on-demand production. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 105*(9), 3711–3729. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03796-x>
- Liu, S., Liu, Y., & Zhang, L. (2019). Distributed 3D Printing Services in Cloud Manufacturing: A Non-cooperative Game-Theory-Based Selection Method. In G. Tan, A. Lehmann, Y. Teo, & W. Cai (Eds.), *Methods and Applications for Modeling and Simulation of Complex Systems. AsiaSim 2019. Communications in Computer and Information Science*. (Vol. 1094, pp. 137–145). Springer. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-15-1078-6_12

- Liu, S., Zhang, L., Zhang, W., & Shen, W. (2021a). Game theory based multi-task scheduling of decentralized 3D printing services in cloud manufacturing. *Neurocomputing*, *446*, 74–85. <https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2021.03.029>
- Liu, S., Zhang, L., Zhang, W., & Shen, W. (2021b). Game theory based multi-task scheduling of decentralized 3D printing services in cloud manufacturing. *Neurocomputing*, *446*, 74–85. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.03.029>
- Liu, Y., Sun, S., Wang, X. V., & Wang, L. (2022). An iterative combinatorial auction mechanism for multi-agent parallel machine scheduling. *International Journal of Production Research*, *60*(1), 361–380. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1950938>
- López Paredes, A. (2000). *Análisis e ingeniería de las instituciones económicas: una metodología basada en agentes*. Universidad del País Vasco.
- López-Paredes, A., & del Olmo, R. (1998). The Social Dimension of Economics and Multiagent Systems. In B. Edmonds & K. Dautenhahn (Eds.), *Socially Situated Intelligence: a workshop held at SAB'98* (pp. 73–79). University of Zürich.
- Lu, Z., Hu, K., & Ng, T. S. (2023). Improving Additive Manufacturing production planning: A sub-second pixel-based packing algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, *181*, 109318. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2023.109318>
- Lubin, B., Juda, A. I., Cavallo, R., Lahaie, S., Shneidman, J., & Parkes, D. C. (2008). ICE: An Expressive Iterative Combinatorial Exchange. *Journal of Artificial Intelligence Research*, *33*, 33–77. <https://doi.org/10.1613/JAIR.2440>
- Luo, D., Thevenin, S., & Dolgui, A. (2022). A state-of-the-art on production planning in Industry 4.0. *International Journal of Production Research*, *1*–31. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2122622>
- Luo, X., Zhang, L., Ren, L., & Lali, Y. (2020). A dynamic and static data based matching method for cloud 3D printing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, *61*, 101858. <https://doi.org/10.1016/J.RCIM.2019.101858>
- Luzon, Y., & Khmel'nitsky, E. (2018). Job sizing and sequencing in additive manufacturing to control process deterioration. *IIEE TRANSACTIONS*, *51*(2), 181–191. <https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1460518>
- Ma, J. (2020). Environmentally Sustainable Management of 3D Printing Network: Decision Support for 3D Printing Work Allocation. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, *21*(3), 537–544. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s12541-019-00280-0>
- Mai, J., Zhang, L., Tao, F., & Ren, L. (2016). Customized production based on distributed 3D printing services in cloud manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *84*(1–4), 71–83. <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7871-y>
- Makanda, I. L. D., Yang, M., Shi, H., Guo, W., & Jiang, P. (2022). A Multi-Part Production Planning System for a Distributed Network of 3D Printers under the Context of Social Manufacturing. *Machines*, *10*(8), 605. <https://doi.org/10.3390/machines10080605>

-
- Manco, P., MacChiaroli, R., Maresca, P., & Fera, M. (2019). The additive manufacturing operations management maturity: A closed or an open issue? *Procedia Manufacturing*, 41, 98–105. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.07.034>
- Mansouri, B., & Hassini, E. (2019). Optimal pricing in iterative flexible combinatorial procurement auctions. *European Journal of Operational Research*, 277(3), 1083–1097. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.03.043>
- Mao, Z., Fu, E., Huang, D., Fang, K., & Chen, L. (2024). Combinatorial Benders decomposition for single machine scheduling in additive manufacturing with two-dimensional packing constraints. *European Journal of Operational Research*, 317(3), 890–905. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.05.001>
- Martínez Suárez, X. L., & Pérez Ríos, J. (2017). Una visión sistémica del planeamiento en los campus: aplicación de la cibernética organizacional al planeamiento. *Ciudad y Territorio: Estudios Territoriales - CyTET*, 49(192), 213–230. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6044283&info=resumen&idioma=ENG>
- Mashhadi, F., & Salinas Monroy, S. A. (2019). Economically-Robust Dynamic Control of the Additive Manufacturing Cloud. *IEEE Transactions on Services Computing*, 15(1), 527–538. <https://doi.org/10.1109/TSC.2019.2954137>
- Mashhadi, F., & Salinas Monroy, S. A. (2020). Deep Learning for Optimal Resource Allocation in IoT-enabled Additive Manufacturing. *IEEE World Forum on Internet of Things, WF-IoT 2020 - Symposium Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/WF-IOT48130.2020.9221038>
- McAfee, R., Mcmillan, J., Howitt, P., Kuhn, P., Laidler, D., MacDonald, G., Porter, R., & Samuelson, W. (1987). Auctions and Bidding. *Journal of Economic Literature*, 25(2), 699–738.
- McCabe, K. A., Rassenti, S. J., & Smith, V. L. (1991). Smart Computer-Assisted Markets. *Science*, 254(5031), 534–538. <https://doi.org/10.1126/SCIENCE.254.5031.534>
- McMillan, J. (1994). Selling Spectrum Rights. *Journal of Economic Perspectives*, 8(3), 145–162. <https://doi.org/10.1257/JEP.8.3.145>
- Meyer, M. M., Glas, A. H., Eßig, · Michael, & De, M. M. (2021). *Systematic review of sourcing and 3D printing: make-or-buy decisions in industrial buyer-supplier relationships*. 71, 723–752. <https://doi.org/10.1007/s11301-020-00198-2>
- Milgrom, P. (2000). Putting Auction Theory to Work: The Simultaneous Ascending Auction. *Journal of Political Economy*, 108(2), 245–272. <https://doi.org/10.1086/262118>
- Mittelmann, M., Bouveret, S., & Perrussel, L. (2021). A General Framework for the Logical Representation of Combinatorial Exchange Protocols. *Proceedings of the International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS*, 1590–1592. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2102.02061>
- Mittelmann, M., Bouveret, S., & Perrussel, L. (2022). Representing and reasoning about auctions. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 36(1), 1–47. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10458-022-09547-9>

- Monroy, S. S., Li, P., Fang, Y., & Loparo, K. A. (2023). Blockchain-empowered Distributed Additive Manufacturing-as-a-Service: An Architectural Perspective. *IEEE Network*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/MNET.129.2200459>
- Morales Allende, M., Ruiz-Martin, C., Lopez-Paredes, A., Manuel, J., & Ríos, P. (2017). Aligning Organizational Pathologies and Organizational Resilience Indicators. *International Journal of Production Management and Engineering*, 5(2), 107–116. <https://doi.org/10.4995/IJPME.2017.7423>
- Mu'alem, A., & Nisan, N. (2008). Truthful approximation mechanisms for restricted combinatorial auctions. *Games and Economic Behavior*, 64(2), 612–631. <https://doi.org/10.1016/j.geb.2007.12.009>
- Müller, R. (2001). Auctions — the Big Winner Among Trading Mechanisms for the Internet Economy. *Lectures in E-Commerce*, 123–147. https://doi.org/10.1007/978-3-7091-6213-2_6
- Myerson, R. B., & Satterthwaite, M. A. (1983). Efficient mechanisms for bilateral trading. *Journal of Economic Theory*, 29(2), 265–281. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(83\)90048-0](https://doi.org/10.1016/0022-0531(83)90048-0)
- Narahari, Y., & Dayama, P. (2005). Combinatorial auctions for electronic business. *Sadhana* 2005 30:2, 30(2), 179–211. <https://doi.org/10.1007/BF02706244>
- Nascimento, P. J., Silva, C., Antunes, C. H., & Moniz, S. (2024). Optimal decomposition approach for solving large nesting and scheduling problems of additive manufacturing systems. *European Journal of Operational Research*, 317(1), 92–110. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.03.004>
- Nisan, N. (2006). Bidding languages. In *Combinatorial Auctions* (pp. 400–420). MIT Press.
- Niyato, D., Luong, N. C., Wang, P., & Han, Z. (2020). *Auction theory for computer networks*. Cambridge University Press.
- Oh, Y., Witherell, P., Lu, Y., & Sprock, T. (2020). Nesting and scheduling problems for additive manufacturing: A taxonomy and review. *Additive Manufacturing*, 36(August), 101492. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2020.101492>
- Oh, Y., Zhou, C., & Behdad, S. (2018). Production planning for mass customization in additive manufacturing: Build orientation determination, 2D packing and scheduling. *Proceedings of the ASME Design Engineering Technical Conference*, 2A-2018(August). <https://doi.org/10.1115/DETC2018-85639>
- Oh, Y., Zhou, C., & Behdad, S. (2020). The impact of build orientation policies on the completion time in two-dimensional irregular packing for additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(21), 6601–6615. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1683253>
- Oluyisola, O. E., Sgarbossa, F., & Strandhagen, J. O. (2020). Smart Production Planning and Control: Concept, Use-Cases and Sustainability Implications. *Sustainability* 2020, Vol. 12, Page 3791, 12(9), 3791. <https://doi.org/10.3390/SU12093791>

-
- Pahwa, D., & Starly, B. (2019). Network Based Pricing for 3D Printing Services in Two-Sided Manufacturing-as-a-Service Marketplace. *Rapid Prototyping Journal*, 26(1), 82–88. <https://doi.org/10.1108/RPJ-01-2019-0018>
- Pahwa, D., Starly, B., & Cohen, P. (2018). Reverse auction mechanism design for the acquisition of prototyping services in a manufacturing-as-a-service marketplace. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 134–143. <https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2018.05.005>
- Pajares Gutiérrez, J. (2001). *Modelos evolucionistas en dinámica industrial: un enfoque cognitivo*. Universidad del País Vasco.
- Palacios-Huerta, I., Parkes, D. C., & Steinberg, R. (2024). Combinatorial Auctions in Practice. *Journal of Economic Literature*, 62(2), 517–553. <https://doi.org/10.1257/JEL.20221679>
- Parkes, D. C. (2001). *Iterative combinatorial auctions: Achieving economic and computational efficiency*. University of Pennsylvania.
- Parkes, D. C. (2006). Iterative combinatorial auctions. In *Combinatorial Auctions* (pp. 41–78). MIT Press.
- Parkes, D. C., Juda, A. I., Kirsch, A., Kulesza, A., Lahaie, S., Lubin, B., Michael, L., Shneidman, J., Cavallo, R., & Shneidman, J. (2005). TBBL: A Tree-Based Bidding Language for Iterative Combinatorial Exchanges. *Multidisciplinary Workshop on Advances in Preference Handling*.
- Parkes, D. C., & Kalagnanam, J. (2005). Models for Iterative Multiattribute Procurement Auctions. *Management Science*, 51(3), 435–451. <https://doi.org/10.1287/MNSC.1040.0340>
- Parkes, D. C., Kalagnanam, J., & Eso, M. (2001). Achieving Budget-Balance with Vickrey-Based Payment Schemes in Exchanges. In B. Nebel (Ed.), *IJCAI-01: Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence* (Issue 1, pp. 1161–1168). International Joint Conferences on Artificial Intelligence, Inc.
- Parkes, D. C., & Ungar, L. H. (2001). An auction-based method for decentralized train scheduling. *Proceedings of the International Conference on Autonomous Agents*, 43–50. <https://doi.org/10.1145/375735.375866>
- Pascual Ruano, J. A. (2006). *Modelado Multiagente de Mercados Financieros: Un Enfoque Basado en el Comportamiento Individual de los Inversores*. Universidad de Valladolid.
- Pastore, E., Alfieri, A., Matta, A., & Previtali, B. (2024). Analytical models for flow time estimation of additive manufacturing machines. *International Journal of Production Research*, 62(14), 5168–5184. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2285421>
- Pekeč, A., & Rothkopf, M. H. (2003). Combinatorial Auction Design. *Management Science*, 49(11), 1485–1503. <https://doi.org/10.1287/MNSC.49.11.1485.20585>
- Pereda, M., Zurro, D., Santos, J. I., Briz i Godino, I., Álvarez, M., Caro, J., & Galán, J. M. (2017). Emergence and evolution of cooperation under resource pressure. *Scientific Reports*, 7(45574). <https://doi.org/https://doi.org/10.1038/srep45574>
- Pérez Ríos, J. (2012). *Design and Diagnosis for Sustainable Organizations: The Viable System Method* (1st ed.). Springer Science & Business Media. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-642-22318-1>

- Pinedo, M. (2012). *Scheduling - Theory, Algorithms, and Systems* (6th ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-05921-6>
- Pinto, M., Silva, C., Thürer, M., & Moniz, S. (2024). Nesting and scheduling optimization of additive manufacturing systems: Mapping the territory. *Computers & Operations Research*, *165*, 106592. <https://doi.org/10.1016/J.COR.2024.106592>
- Porter, D. P., Rassenti, S. J., Roopnarine, A., & Smith, V. L. (2003). Combinatorial auction design. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *100*(19), 11153–11157. <https://doi.org/10.1073/pnas.1633736100>
- Posada Calvo, M. (2005). *Análisis y diseño de la subasta doble: una aproximación basada en agentes*. Universidad de Valladolid.
- Poza García, D. J. (2012). *Emergencia de normas económicas en sociedades artificiales de agentes: contribuciones al juego de la demanda de Nash*. [Universidad de Valladolid]. <https://doi.org/10.35376/10324/948>
- Ransikarbum, K., Ha, S., Ma, J., & Kim, N. (2017). Multi-objective optimization analysis for part-to-Printer assignment in a network of 3D fused deposition modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, *43*, 35–46. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.02.012>
- Ransikarbum, K., Pitakaso, R., & Kim, N. (2020). A decision-support model for additive manufacturing scheduling using an integrative analytic hierarchy process and multi-objective optimization. *Applied Sciences (Switzerland)*, *10*(15). <https://doi.org/10.3390/app10155159>
- Rassenti, S. J., Smith, V. L., & Bulfin, R. L. (1982). A Combinatorial Auction Mechanism for Airport Time Slot Allocation. *The Bell Journal of Economics*, *13*(2), 402. <https://doi.org/10.2307/3003463>
- Rayna, T., Striukova, L., & Darlington, J. (2015). Co-creation and user innovation: The role of online 3D printing platforms. *Journal of Engineering and Technology Management - JET-M*, *37*, 90–102. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2015.07.002>
- Rohaninejad, M., Hanzálek, Z., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2021). Scheduling of Parallel 3D-Printing Machines with Incompatible Job Families: A Matheuristic Algorithm. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, *630 IFIP*, 51–61. https://doi.org/10.1007/978-3-030-85874-2_6
- Rohaninejad, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., Vahedi-Nouri, B., Hanzálek, Z., & Shirazian, S. (2022). A hybrid learning-based meta-heuristic algorithm for scheduling of an additive manufacturing system consisting of parallel SLM machines. *International Journal of Production Research*, *60*(20), 6205–6225. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1987550>
- Rothkopf, M. H., Pekeč, A., & Harstad, R. M. (1998). Computationally manageable combinatorial auctions. *Management Science*, *44*(8), 1131–1147. <https://doi.org/10.1287/mnsc.44.8.1131>

-
- Rudolph, J. P., & Emmelmann, C. (2017). A Cloud-based Platform for Automated Order Processing in Additive Manufacturing. *Procedia CIRP*, 63, 412–417. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.03.087>
- Ruiz-Martin, C., López-Paredes, A., & Wainer, G. (2018). What we know and do not know about organizational resilience. *International Journal of Production Management and Engineering*, 6(1), 11–28. <https://doi.org/10.4995/IJPM.2018.7898>
- Ruiz-Martin, C., Paredes, A. L., & Wainer, G. A. (2015). Applying Complex Network Theory to the Assessment of Organizational Resilience. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 1224–1229. <https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2015.06.251>
- Ruiz-Martin, C., Pérez Rios, J. M., Wainer, G., Pajares, J., Hernández, C., & López-Paredes, A. (2017). *The Application of the Viable System Model to Enhance Organizational Resilience*. 95–107. https://doi.org/10.1007/978-3-319-55889-9_5
- Ruiz-Martin, C., & Poza, D. J. (2015). Project configuration by means of network theory. *International Journal of Project Management*, 33(8), 1755–1767. <https://doi.org/10.1016/J.IJPROMAN.2015.07.010>
- Saatcioglu, K., Stallaert, J., & Whinston, A. B. (2001). Design of a financial portal. *Communications of the ACM*, 44(6), 33–38.
- Samimi, P., Teimouri, Y., & Mukhtar, M. (2016). A combinatorial double auction resource allocation model in cloud computing. *Information Sciences*, 357, 201–216. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.02.008>
- Sandholm, T. (2002). Algorithm for optimal winner determination in combinatorial auctions. *Artificial Intelligence*, 135(1–2), 1–54. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(01\)00159-X](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(01)00159-X)
- Sevilla, J., Ruiz-Martín, C., Nebro, J. J., & López-Paredes, A. (2023). Why can organizational resilience not be measured? *Journal of Business Economics and Management*, 24(2), 199–220–199–220. <https://doi.org/10.3846/JBEM.2023.18819>
- Shoeb, M., Kumar, L., Haleem, A., & Javaid, M. (2023). Trends in additive manufacturing: an exploratory study. *Advances in Additive Manufacturing Artificial Intelligence, Nature-Inspired, and Biomanufacturing*, 15–25. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91834-3.00027-2>
- Song, J., Regan, A., Song, J., Tower, S. S., & Regan, A. (2003). Combinatorial Auctions for Transportation Service Procurement: The Carrier Perspective. *Journal of the Transportation Research Board*, 1833(1), 40–46. <https://doi.org/10.3141/1833-06>
- Stamer, D., Zimmermann, O., & Sandkuhl, K. (2016). What Is a Framework? - A Systematic Literature Review in the Field of Information Systems. *LNBIP*, 261, 145–158. https://doi.org/10.1007/978-3-319-45321-7_11
- Stein, N., Flath, C. M., & Walter, B. (2020). Towards open production: Designing a marketplace for 3D-printing capacities. *40th International Conference on Information Systems, ICIS 2019*, 1–15.
- Tafakkori, K., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Siadat, A. (2022). Sustainable negotiation-based nesting and scheduling in additive manufacturing systems: A case study and multi-objective

- meta-heuristic algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 112, 104836. <https://doi.org/10.1016/J.ENGAPPAI.2022.104836>
- Tafsiri, S. A., & Yousefi, S. (2018). Combinatorial double auction-based resource allocation mechanism in cloud computing market. *Journal of Systems and Software*, 137, 322–334. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2017.11.044>
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Shirazian, S., & Vahedi-Nouri, B. (2020). A Bi-objective Scheduling Model for Additive Manufacturing with Multiple Materials and Sequence-Dependent Setup Time. In *IFIP Advances in Information and Communication Technology: Vol. 592 IFIP*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57997-5_52
- Tevhide Altekin, F., & Bukchin, Y. (2021). A multi-objective optimization approach for exploring the cost and makespan trade-off in additive manufacturing. *European Journal of Operational Research*. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.10.020>
- Thrimurthulu, K., Pandey, P. M., & Reddy, N. V. (2004). Optimum part deposition orientation in fused deposition modeling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 44(6), 585–594. <https://doi.org/10.1016/J.IJMACHTOOLS.2003.12.004>
- Tolio, T. A. M., Monostori, L., Váncza, J., & Sauer, O. (2023). Platform-based manufacturing. *CIRP Annals*, 72(2), 697–723. <https://doi.org/10.1016/J.CIRP.2023.04.091>
- Tsay, A. A., Gray, J. V., Noh, I. J., & Mahoney, J. T. (2018). A Review of Production and Operations Management Research on Outsourcing in Supply Chains: Implications for the Theory of the Firm. *Production and Operations Management*, 27(7), 1177–1220. <https://doi.org/10.1111/POMS.12855>
- Tziantopoulos, K., Tsolakis, N., Vlachos, D., & Tsironis, L. (2019). Supply chain reconfiguration opportunities arising from additive manufacturing technologies in the digital era. *Production Planning & Control*, 30(7), 510–521. <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1540052>
- Villafañez, F., Poza, D., López-Paredes, A., Pajares, J., & Del Olmo, R. (2019). A generic heuristic for multi-project scheduling problems with global and local resource constraints (RCMPSP). *Soft Computing*, 23(10), 3465–3479. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00500-017-3003-y>
- Wang, Y., Zheng, P., Xu, X., Yang, H., & Zou, J. (2019a). Production planning for cloud-based additive manufacturing—A computer vision-based approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 58(March), 145–157. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.03.003>
- Wang, Y., Zheng, P., Xu, X., Yang, H., & Zou, J. (2019b). Production planning for cloud-based additive manufacturing—A computer vision-based approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 58(February), 145–157. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.03.003>
- Wäscher, G., Haußner, H., & Schumann, H. (2007). An improved typology of cutting and packing problems. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1109–1130. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.12.047>

-
- Wellman, M. P., Walsh, W. E., Wurman, P. R., & Mackie-Mason, J. K. (2001). Auction Protocols for Decentralized Scheduling. *Games and Economic Behavior*, 35. <https://doi.org/10.1006/game.2000.0822>
- Wirtz, J., So, K. K. F., Mody, M. A., Liu, S. Q., & Chun, H. E. H. (2019). Platforms in the peer-to-peer sharing economy. *Journal of Service Management*, 30(4), 452–483. <https://doi.org/https://doi.org/10.1108/JOSM-11-2018-0369>
- Woldesilassiea, T. L., Lemu, H. G., & Gutema, E. M. (2024). Impacts of Adopting Additive Manufacturing Process on Supply Chain: Systematic Literature Review. *Logistics 2024, Vol. 8, Page 3, 8(1)*, 3. <https://doi.org/10.3390/LOGISTICS8010003>
- Wu, Q., Xie, N., Zheng, S., & Bernard, A. (2022). Online order scheduling of multi 3D printing tasks based on the additive manufacturing cloud platform. *Journal of Manufacturing Systems*, 63, 23–34. <https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2022.02.007>
- Wurman, P. R., Wellman, M. P., & Walsh, W. E. (2001). A Parametrization of the Auction Design Space. *Games and Economic Behavior*, 35(1–2), 304–338. <https://doi.org/10.1006/GAME.2000.0828>
- Xia, M., Stallaert, J., & Whinston, A. B. (2005). Solving the combinatorial double auction problem. *European Journal of Operational Research*, 164(1), 239–251. <https://doi.org/10.1016/J.EJOR.2003.11.018>
- Yang, H., Chen, R., & Kumara, S. (2021). Stable matching of customers and manufacturers for sharing economy of additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 288–299. <https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2021.09.013>
- Yang, Y., Fuh, J. Y. H., Loh, H. T., & Wong, Y. S. (2003). Multi-orientational deposition to minimize support in the layered manufacturing process. *Journal of Manufacturing Systems*, 22(2), 116–129. [https://doi.org/10.1016/S0278-6125\(03\)90009-4](https://doi.org/10.1016/S0278-6125(03)90009-4)
- Ying, K. C., Fruggiero, F., Pourhejazy, P., & Lee, B. Y. (2022). Adjusted Iterated Greedy for the optimization of additive manufacturing scheduling problems. *Expert Systems with Applications*, 198, 116908. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2022.116908>
- Ying, K. C., Pourhejazy, P., & Huang, Y. H. (2023). Tailored Iterated Greedy metaheuristic for a scheduling problem in metal 3D printing. *Advances in Engineering Software*, 186, 103546. <https://doi.org/10.1016/J.ADVENGSOFT.2023.103546>
- Ying, K.-C., Fruggiero, F., Pourhejazy, P., & Lee, B.-Y. (2022). Adjusted Iterated Greedy for the optimization of additive manufacturing scheduling problems. *Expert Systems with Applications*, 198, 116908. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2022.116908>
- Yilmaz, Ö. F. (2020). Examining additive manufacturing in supply chain context through an optimization model. *Computers and Industrial Engineering*, 142(January), 106335. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106335>
- Yu, C., Matta, A., Semeraro, Q., & Lin, J. (2022). Mathematical Models for Minimizing Total Tardiness on Parallel Additive Manufacturing Machines. *IFAC-PapersOnLine*, 55(10), 1521–1526. <https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2022.09.606>

- Zehetner, D., & Gansterer, M. (2023). Decentralised collaborative job reassignments in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 62(14), 5149–5167. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2285403>
- Zeigler, B., Muzy, A., & Kofman, E. (2018). *Theory of Modeling and Simulation Discrete Event and Iterative System Computational Foundations* (3rd ed.). Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/C2016-0-03987-6>
- Zhang, C., Li, Q., Han, H., Liu, J., Xu, B., & Yuan, B. (2022). Research on a supply–demand matching method for cloud 3D printing services based on complex networks. *Soft Computing*, 26(24), 13583–13604. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00500-022-07315-1>
- Zhang, J., Yao, X., & Li, Y. (2020). Improved evolutionary algorithm for parallel batch processing machine scheduling in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*, 58(8), 2263–2282. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1617447>
- Zhang, L., Luo, X., Ren, L., Mai, J., Pan, F., Zhao, Z., & Li, B. (2020). Cloud based 3D printing service platform for personalized manufacturing. *Science China Information Sciences*, 63(2), 2019–2021. <https://doi.org/10.1007/s11432-018-9942-y>
- Zhang, Y., Gupta, R. K., & Bernard, A. (2016). Two-dimensional placement optimization for multi-parts production in additive manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 38, 102–117. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2015.11.003>
- Zhao, Z., Zhang, L., & Cui, J. (2018). A 3D printing task packing algorithm based on rectangle packing in cloud manufacturing. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 460, 21–31. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6499-9_3
- Zhong, R. Y., Kang, K., Yu, C., Zhang, Y., Tao, F., & Bernard, A. (2022). A resource sharing approach for PSS-enabled additive manufacturing platform. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 39, 414–426. <https://doi.org/10.1016/J.CIRPJ.2022.10.004>
- Zhou, L., Zhang, L., Laili, Y., Zhao, C., & Xiao, Y. (2018). Multi-task scheduling of distributed 3D printing services in cloud manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(9–12), 3003–3017. <https://doi.org/10.1007/s00170-017-1543-z>
- Zhou, L., Zhang, L., Ren, L., & Laili, Y. (2017). Matching and selection of distributed 3D printing services in cloud manufacturing. *Proceedings IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2017-Janua*, 4728–4733. <https://doi.org/10.1109/IECON.2017.8216815>
- Zipfel, B., M’Hallah, R., & Buscher, U. (2024). Scheduling for additive manufacturing with two-dimensional packing and incompatible items. *Omega (United Kingdom)*, 129, 103139. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2024.103139>
- Zipfel, B., Neufeld, J., & Buscher, U. (2023). An iterated local search for customer order scheduling in additive manufacturing. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2167015>
- Zipfel, B., Neufeld, J. S., & Buscher, U. (2021). Customer Order Scheduling in an Additive Manufacturing Environment. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 633 IFIP, 101–109. https://doi.org/10.1007/978-3-030-85910-7_11