



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



ESCOLA TÈCNICA
SUPERIOR ENGINYERIA
INDUSTRIAL VALÈNCIA

TRABAJO FIN DE GRADO EN INGENIERÍA EN ORGANIZACIÓN INDUSTRIAL

Diseño e implementación de algoritmos de Inteligencia Artificial basados en Q-learning para la programación de la producción en una empresa del sector cerámico

AUTOR: ALBERTO NAVARRO ALÁEZ

TUTOR: PEDRO GÓMEZ GASQUET

Curso Académico: 2019-20

AGRADECIMIENTOS

“A mi familia, a mis amigos y a mi tutor.”

RESUMEN

En el Sistema de planificación y Control de Operaciones (SPCO) la programación de la producción se ubica en el ámbito de las decisiones a corto plazo e implica un nivel de complejidad muy elevado. La mayoría de los problemas de programación de la producción se pueden considerar problemas combinatorios NP-Hard, por lo que las soluciones óptimas no suelen ser una opción razonable en un entorno realista. En el trabajo se revisarán las propuestas que el ámbito de la Inteligencia Artificial ha planteado en los últimos años para los problemas de programación de la producción.

A partir de las conclusiones obtenidas se planteará un conjunto de algoritmos candidatos a ofrecer buenas soluciones y se adaptarán al contexto de una empresa fabricante de baldosas cerámicas. Los algoritmos serán programados mediante Python empleando el entorno de programación Anaconda. Los algoritmos se parametrizarán mediante un Diseño de Experimentos y después se compararán entre ellos empleando un juego de datos estándar. En el último bloque del trabajo se planteará un caso realista basado en datos de una empresa cerámica y se resolverán diversos escenarios de programación de la producción para observar el funcionamiento del algoritmo ganador escogido en este entorno esperando que se pueda confirmar que se ha producido una mejora con respecto a los métodos empleados previamente.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, Secuenciación, Algoritmo, Azulejo, Cerámica

RESUME

En el Sistema de planificación i Control d'Operacions (SPCO) la programació de la producció se situa en l'àmbit de les decisions a curt termini i implica un nivell de complexitat molt elevat. La majoria dels problemes de programació de la producció es poden considerar problemes combinatoris NP-Hard, de manera que les solucions òptimes no solen ser una opció raonable en un entorn realista. En el treball es revisaran les propostes que l'àmbit de la intel·ligència artificial ha plantejat en els últims anys per als problemes de programació de la producció.

A partir de les conclusions obtingudes es plantejarà un conjunt d'algoritmes candidats a oferir bones solucions i s'adaptaran a el context d'una empresa fabricant de rajoles ceràmiques. Els algoritmes seran programats mitjançant Python fent servir l'entorn de programació Anaconda. Els algoritmes es parametrizarán mitjançant un Disseny d'Experiments i després es compararan entre ells emprant un joc de dades estàndard. En l'últim bloc de la feina es plantejarà un cas realista basat en dades d'una empresa ceràmica i es resoldran diversos escenaris de programació de la producció per observar el funcionament de l'algoritme guanyador escollit en aquest entorn esperant que es pugui confirmar que s'ha produït una millora pel que fa als mètodes emprats prèviament.

Paraules clau: Intel·ligència Artificial, Seqüenciació, Algorisme, Taulell, Ceràmica

ABSTRACT

In the Operations Planning and Control System (SPCO), production scheduling falls within the scope of short-term decisions and involves a very high level of complexity. Most production scheduling problems can be considered NP-Hard combination problems, so optimal solutions are not usually a reasonable option in a realistic environment. The work will review the proposals that the field of artificial intelligence has made in recent years for production scheduling problems.

Based on the conclusions obtained, a set of candidate algorithms will be proposed to offer good solutions and will be adapted to the context of a ceramic tile manufacturing company. The algorithms will be programmed using Python using the Anaconda programming environment. The algorithms will be parameterized by a Design of Experiments and then compared with each other using a standard data set. In the last block of the work, a realistic case based on data from a ceramic company will be presented and various production scheduling scenarios will be solved in order to observe the operation of the winning algorithm chosen in this environment in the hope that an improvement can be confirmed with respect to the methods previously used.

Keywords: Artificial Intelligence, Production Scheduling, Algorithm, Tile, Ceramics

ÍNDICE DE LA MEMORIA

1. Introducción	4
1.1. Descripción y alcance	4
1.2. Objetivos y justificación	5
1.3. Estructura del documento	5
2. Descripción del sector cerámico	7
2.1. Estado del Sector y descripción del caso de estudio	7
2.2. Descripción del proceso productivo del azulejo	10
3. Marco de referencia	15
3.1. Contexto tecnológico	15
3.2. Revisión conceptual de la secuenciación industrial	18
3.3. Evolución histórica de la Inteligencia Artificial	20
3.4. Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la secuenciación de talleres de flujo	24
4. Definición de la problemática	31
4.1. Descripción de los productos que se fabrican en la empresa	31
4.2. Descripción del proceso de fabricación en la planta de pavimento	32
4.3. Descripción de los tiempos de proceso productivo	35
4.4. Definición del problema de programación de la producción a abordar	37
5. Propuesta de solución.....	39
5.1. Propuesta de solución 1: Algoritmo Q-Learning	39
5.2. Propuesta de solución 2: Algoritmo SARSA	43
5.3. Propuesta de solución 3: Algoritmo Doble Q-Learning	45
6. Parametrización comparativa y análisis de los resultados	47
6.1. Metodología experimental y diseño de experimentos	47
6.2. Implementación y análisis de los resultados	51
7. Aplicación de la propuesta de solución	59
7.1. Simulación del caso realista	59
7.2. Aplicación de los resultados al caso de estudio	65
8. Planificación	67
8.1. Horizonte temporal	67
8.2. Presupuesto y retorno de la inversión	68

9. Conclusiones	70
Bibliografía	72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resultados del filtrado de la bibliografía seleccionada	28
Tabla 2. Tabla de azulejos según el acabado, tamaño y tipo	32
Tabla 3. Descripción de los azulejos porcelánico	34
Tabla 4. Tabla de tiempos de procesamiento según la operación y el tamaño del azulejo	35
Tabla 5. Tabla de tiempos de cambio de partida	36
Tabla 6. Valores que tomarán las distintas variables en el proceso de parametrización	48
Tabla 7. Descripción del test de hipótesis	50
Tabla 8. Representación visual de las columnas del Excel 1 y de sus posibles valores	51
Tabla 9. Descripción del test de hipótesis	54
Tabla 10. Datos estadísticos del análisis de Varianza realizado a IPSOVEP en el Q-Learning	55
Tabla 11. Datos estadísticos del análisis de Varianza realizado a IPSOVEP en el Doble Q-Learning	56
Tabla 12. Tabla de tiempos de procesamiento y de frecuencia de tipo pedido	59
Tabla 13. Tabla de frecuencia de aparición del tipo de lote	60
Tabla 14. Simulación de los trabajos a procesar y del lote de producción de cada producto	61
Tabla 15. Tabla de tiempos de procesamiento según el trabajo simulado en cada máquina	62
Tabla 16. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos	63
Tabla 17. Resultados reglas heurísticas aplicadas al caso real	64
Tabla 18. Resultados de cada regla de secuenciación en cada uno de los escenarios	64
Tabla 19. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos criterio FIFO	75
Tabla 20. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos regla SOT	76
Tabla 21. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos regla LRKTF	77

ÍNDICE DE IMÁGENES

Imagen 1. Distribución de ventas entre el mercado doméstico y exportaciones según ASCER	8
Imagen 2. Conjunto de empresas principales en el sector cerámico español según el Economista	9
Imagen 3. Localización de la empresa de estudio	11
Imagen 4. Proceso productivo del azulejo	12
Imagen 5. Etapas del progreso industrial a lo largo de los últimos siglos	17
Imagen 6. Mapa conceptual de las ramificaciones principales de la Inteligencia Artificial	22
Imagen 7. Gráfica de la evolución de la aparición de las palabras “Inteligencia Artificial” en publicaciones científicas	24
Imagen 8. Repaso histórico de los avances ocurridos en el ámbito de la Inteligencia Artificial desde sus orígenes hasta 1987	25
Imagen 9. Repaso histórico de los avances ocurridos en el ámbito de la Inteligencia Artificial desde sus 1987 hasta la actualidad	25
Imagen 10. Metodología empleada para filtrar la bibliografía	26
Imagen 11. Gráfica de la evolución orientativa de la publicación de artículos dependiendo de las palabras clave utilizadas	27
Imagen 12. Esquema visual del funcionamiento de la línea de producción de azulejos	33
Imagen 13. Funcionamiento genérico del algoritmo Q-Learning	40
Imagen 14. Código del algoritmo genérico Q-Learning	41
Imagen 15. Código del algoritmo Q-Learning aplicado a flowshop	42
Imagen 16. Captura de pantalla del código para comprobar el estado	43
Imagen 17. Captura de pantalla del código que define qué acción tomar	43
Imagen 18. Boceto del funcionamiento del algoritmo SARSA	44
Imagen 19. Funcionamiento simplificado del algoritmo SARSA	44
Imagen 20. Código que define el funcionamiento de la acción SARSA	45
Imagen 21. Modelado del funcionamiento del algoritmo Doble Q-Learning	45
Imagen 22. Código desarrollado de las acciones que se realizan en el Doble Q-Learning	46
Imagen 23. Esquema compartimentado de la metodología experimental	47
Imagen 24. Gráfico de interacciones entre los factores algoritmo y MAX_RESTART del experimento	53
Imagen 25. Gráfico de interacciones entre los factores Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo Q-Learning	54

Imagen 26. Gráfico de interacciones entre los factores Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo SARSA	55
Imagen 27. Gráfico de interacciones entre Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo Doble Q-Learning	56
Imagen 28. Gráfico de promedios del funcionamiento de los algoritmos.....	57
Imagen 29. Gráfico de comparación de los resultados del algoritmo con los mejores resultados estándar	58
Imagen 30. Resultados de la propuesta de solución.....	65
Imagen 31. Makespan resultante tras correr cada criterio de secuenciación en el banco de datos simulados	66
Imagen 32. Captura de las descripciones en Microsoft Project de tareas y tiempos	67
Imagen 33. Captura de calendario del proyecto.....	67
Imagen 34. Captura del presupuesto y retorno en la inversión del proyecto	68

ÍNDICE ANEXOS

Anexo I. Tablas de simulación	75
Anexo II. Instancias simuladas	78
Anexo III. Mapa de estrategias de Inteligencia Artificial	80

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1. DESCRIPCIÓN Y ALCANCE

A lo largo del Grado en Ingeniería de Organización Industrial he aprendido mucho sobre la importancia de los sistemas de producción dentro del ámbito industrial y empresarial. He tenido asignaturas que transversalmente me han ayudado a conocer y comprender el comportamiento de estos sistemas, cómo mejorarlos para que sean más eficaces y eficientes, qué impacto tienen en la industria y qué herramientas tengo a mi disposición para diseñar y manejar estos sistemas. Es por ello por lo que me gustaría citar las asignaturas de Estudio del Trabajo, Diseño de Sistemas Logísticos y Productivos, Programación y Control de Operaciones y Sistemas Integrados de Información como preámbulo para introducir la cuestión de estudio y los objetivos de este trabajo a la vuelta de cuatro años de haber estado estudiando en esta universidad.

La cuestión de estudio de este trabajo de fin de grado es la secuenciación industrial desde el punto de vista de la Inteligencia Artificial. Este trabajo se enmarca en un proyecto más amplio que aborda la transformación digital inteligente de los sistemas de ayuda a la toma de decisiones en el ámbito de la gestión de la producción; y en el cuál he estado participando como colaborador a lo largo de este curso académico. Este trabajo de fin de grado se apoya también en las mismas dos componentes tecnológicas que el proyecto en el que he colaborado que son la organización industrial y la computación.

Gracias a la beca de colaboración, he podido profundizar en la situación actual de los avances más recientes en el campo de la secuenciación industrial, partiendo de la base de todo lo aprendido en la asignatura de Programación y Control de Operaciones; y, por otro lado, este trabajo me ha servido también para conocer las técnicas de programación existentes hoy en día para el tratamiento de datos. Para esto último, debido a que no tenía este perfil informático, he ampliado conocimientos en la materia de programación aprendiendo, para desarrollar este trabajo, nociones básicas de programación en Python. Además, con el objetivo de aprender también sobre Inteligencia Artificial y Machine Learning me inscribí a un curso presencial sobre Machine Learning for Big Data Analytics en el Departamento de Sistemas Informáticos y Computación de la UPV. Finalmente, me gustaría también resaltar el hecho de haber aprovechado mi estancia académica en Estados Unidos durante el primer cuatrimestre de cuarto para cursar una asignatura de Análisis Predictivo de datos utilizando un lenguaje con utilidades muy similares a Python denominado R y que también ha contribuido a poder llevar a cabo este trabajo.

Finalmente, para poder aplicar lo aprendido durante el periodo de colaboración en una empresa real del sector de la cerámica, traté de hacer prácticas en una; no obstante, por motivos del covid19 no me ha sido finalmente posible, aunque sí que he conseguido datos de la empresa

(la cual por motivos de confidencialidad no revelaremos su nombre) y a partir de estos datos he podido plantear situaciones realistas. El alcance de este trabajo combina los conocimientos adquiridos a lo largo del grado, junto con los adquiridos durante el tiempo de colaboración en el DOE y los datos facilitados por la empresa del sector cerámico en la que finalmente no he podido realizar prácticas.

1.2. OBJETIVOS Y JUSTIFICACIÓN

Los objetivos de este trabajo son tres. En primer lugar, conocer en profundidad el sector de la cerámica en el que se encuentra la empresa que es caso de estudio de este trabajo para poder comprender la ventaja competitiva que supone abordar el tema de la secuenciación de la producción. El segundo objetivo consiste en estudiar y comprender la situación actual de la Inteligencia Artificial partiendo de un punto de vista conceptual hasta llegar a su concreta aplicación en el campo de la secuenciación de la producción. De esta manera se pretende observar el potencial de esta herramienta en el sector cerámico. Finalmente, el tercer y último objetivo de este trabajo de fin de grado es el de abordar un proyecto realista en el que se implementen algoritmos de Inteligencia Artificial para la secuenciación de la producción en una empresa del sector cerámico. En este objetivo se incluye todo lo comprendido desde la realización de experimentos para validar el funcionamiento de los algoritmos de IA hasta su implementación realista (incluyendo el diseño de un marco temporal y de un presupuesto) en la producción de azulejos de la empresa seleccionada.

La justificación de este trabajo de fin de grado está ligada a la ampliación de conocimientos en la asignatura de Programación y Control de Operaciones cursada en tercero del Grado en Ingeniería de Organización Industrial. Partiendo de la base recibida en esta asignatura se pretende diseñar, con las nociones recibidas acerca las heurísticas y metaheurísticas estudiadas en clase, algoritmos de Inteligencia Artificial que también permitan dar una solución plausible en un problema de secuenciación de la producción.

1.3. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

Para desarrollar este trabajo, en este primer capítulo se realiza una introducción al trabajo junto con la explicación del alcance, los objetivos y la justificación de este. A continuación, en el capítulo 2, se explicará la situación actual del sector de la cerámica que es el contexto en el que se desarrolla este trabajo. Además, con la idea de querer aplicar parte de lo aprendido durante el grado y en la realización de este trabajo, se planteará la situación de una empresa, en la que no he podido realizar prácticas durante el segundo cuatrimestre de cuarto por motivo del covid19, pero en la que me hubiera gustado proponer la realización de diversas acciones con el objetivo de mejorar el sistema de producción actual. Asimismo, se describirá la situación de la empresa. En este capítulo, nos ocuparemos también de mostrar el proceso productivo del azulejo ya que es una parte importante del caso de estudio en el que se aplicarán técnicas de IA.

Tras haber introducido el sector y el proceso de fabricación a estudiar se procederá a plantear el marco de referencia del trabajo en el capítulo 3. En este capítulo se expondrán los

antecedentes histórico-industriales que nos han llevado a la situación actual, se realizará un breve repaso conceptual de la secuenciación industrial, se hablará de la trayectoria que lleva siguiendo la IA desde sus comienzos; y finalmente se mostrará el estado del arte de la aplicación de la IA en la secuenciación de la producción que justificará la selección de algoritmos realizada para realizar la propuesta de soluciones.

En el capítulo 4, se explicará la problemática de la empresa que es objeto del caso de estudio por medio de la descripción de los productos, la definición del taller de flujo y el enfoque que se le ha dado al problema. En el capítulo 5, se desarrollarán las propuestas de solución que se proponen mediante la explicación de los algoritmos que aplicaremos de Inteligencia Artificial y en el capítulo 6 se hablará del método experimental utilizado para parametrizar los algoritmos y escoger la mejor propuesta de solución. En el capítulo 7, se simularán 5 escenarios en los que partiendo del enfoque que daremos para resolver la problemática, se mostrarán los resultados de implementar el algoritmo final escogido para mejorar la programación de la producción en la empresa. También se comparará este algoritmo con otros criterios heurísticos.

Finalmente, en el capítulo 8 se planteará un horizonte temporal en el que se pretende implementar el plan de acción para utilizar estas técnicas en la empresa en cuestión y también se facilitará un presupuesto del proceso de implementación. Con la sucesión de estos capítulos estaremos en condiciones de exponer las conclusiones del trabajo de fin de grado en el capítulo 9 y, en último lugar, se mostrará la bibliografía utilizada para llevar a cabo este trabajo.

Cada capítulo tendrá su párrafo introductorio y de conclusión en el que se explicará lo que se pretende abordar en ese capítulo y las conclusiones que se han obtenido tras su finalización. Esta estructura estará vigente en todos los capítulos y su objetivo es el de ayudar al lector a tener claro el propósito de cada capítulo de tal forma que queden claras las ideas que se pretenden transmitir.

CAPÍTULO 2. DESCRIPCIÓN DEL SECTOR CERÁMICO

En este capítulo se pretende profundizar en el sector y en la empresa en la que se ha encontrado la problemática a abordar en este trabajo de fin de grado. Por tanto, a lo largo del capítulo se pretende exponer la evolución hasta la situación actual del sector en los últimos años, las características de la empresa en la que es objeto de estudio en este trabajo; y se explicará también el proceso productivo del azulejo de tal forma que en los capítulos sucesivos se profundice en el modelado y en los requerimientos del problema a estudiar.

2.1. ESTADO DEL SECTOR Y DESCRIPCIÓN DEL CASO DE ESTUDIO

Como bien hemos mencionado en el capítulo 1, la empresa en la que tenía en mente realizar mis prácticas curriculares está ubicada en el sector cerámico y es por ello por lo que se ha enfocado este trabajo de fin de grado desde la perspectiva de abordar el problema de la secuenciación de la producción en una empresa de este sector. La novedad en la forma de abordar este problema es que es desde la perspectiva de la Inteligencia Artificial (IA). Dentro del sector cerámico este trabajo se centra en la fabricación de azulejos. En este apartado hablaremos del estado actual del sector y realizaremos también una descripción de la empresa que es caso de estudio y de su proceso productivo de azulejos. En primer lugar, cabe destacar varios datos de la importancia de este proceso de fabricación en España obtenidos de un informe publicado por la Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos en 2018¹:

- Se trata de un sector que en el transcurso de 2018 tuvo unas ventas totales de 3.600 millones de euros y una producción total de 530 millones de m² (un 2% superior sobre ventas y producción de 2017).
- El 75% de las ventas se realizan en el exterior dejando un 25% para el mercado doméstico en el cual se facturó durante el año 2018 un total de 890 millones de euros suponiendo un incremento del 8% respecto al año anterior:

El 75% de las ventas se realizan en el exterior



Imagen 1: distribución de ventas entre el mercado doméstico y exportaciones según ASCER

¹ Cfr: <https://www.ascer.es/verDocumento.ashx?documentoid=919&tipo=pdf> [en línea: mayo 2020]

- En 2018 se registraron cifras récord en cuanto a las exportaciones ya que se facturó 2.710 millones de euros (un 1% superior a 2017) exportando a 187 países. La exportación a Europa ha supuesto el 49'1% de la facturación siendo un 5% superior a la del año anterior; y, por otro lado, cabe destacar que las ventas en Estados Unidos han ascendido un 11'8% respecto al año anterior convirtiéndose a EE. UU. en el segundo mayor mercado representado un 9'4% de las ventas en exportaciones realizadas por empresas de producción de azulejos y pavimentos españolas.

Otro estudio realizado por profesionales de Deloitte en la Comunidad Valenciana analiza en profundidad la información financiera de una muestra representativa de empresas españolas y estudios comparativos con la industria cerámica italiana a través de una muestra total de más de 250 empresas. En el análisis se han utilizado múltiples bases de datos y se ha aplicado una segmentación estratégica propia a partir de los datos disponibles. Sus conclusiones muestran que²:

- España afianza su posición como segunda potencia exportadora por volumen con un 15% de la cuota de exportación global. En términos de valor, cerca del 50% de las exportaciones siguen concentrándose en Europa, aunque las exportaciones a EE. UU. crecen un 8% siendo, por relevancia, el segundo destino de las exportaciones tras Francia y superando a Reino Unido.
- La estimación de las ventas potenciales en el mercado de EE. UU. en 2022 para la industria azulejera española podrían ser un 50% superiores a las actuales.
- En los últimos años, la industria azulejera española muestra de manera consistente curvas de crecimiento y rentabilidad más elevadas que la italiana. No obstante, el crecimiento en la industria azulejera española está más polarizado en las grandes compañías, mientras que en Italia se encuentra distribuido de manera más homogénea.
- Aunque en 2019 la actividad de M&A en el sector cerámico a nivel global se ha ralentizado, en España ha continuado siendo elevada habiéndose realizado cinco operaciones relevantes.

Una vez presentada una radiografía del sector se muestra a continuación las marcas de fabricación de azulejos y pavimentos más relevantes en el sector cerámico español. Cabe subrayar que la gran mayoría, como bien indica el informe de Deloitte se encuentran ubicadas en la Comunidad Valenciana y en concreto en Castellón; de hecho, las 29 compañías con mayor facturación en este sector se encuentran situadas en Castellón³. Este dato tiene especial relevancia ya que ayudará más adelante a comprender mejor el caso de estudio de este trabajo de fin de grado. A continuación, mostramos las principales marcas del sector a nivel nacional. Para realizar la siguiente agrupación se ha tenido en cuenta las principales empresas de

² Cfr: <https://www2.deloitte.com/es/es/pages/manufacturing/articles/informe-sectorial-sobre-la-industria-ceramica.html> [en línea: mayo 2020]

³ Cfr: <https://ranking-empresas.economista.es/sector-2331.html> [en línea: mayo 2020]

facturación en el sector fabricación de azulejos y baldosas de cerámica publicado por el Economista en 2020⁴:



Imagen 2. Conjunto de empresas principales en el sector cerámico español según el Economista

Actualmente la empresa con mayor facturación en el sector es Pamesa Cerámica S.L. que factura anualmente alrededor de 500 millones de euros. Esta cifra es prácticamente la misma que la suma de las tres siguientes empresas con mayor facturación en el sector que son Argenta Cerámica, Porcelanosa y CompacGlass. Como hemos podido observar se trata de un sector próspero y con un volumen de facturación muy elevado donde recortar costes optimizando el sistema productivo puede conllevar un aumento sustancial en el margen de facturación. Todas estas características y la relevancia del sector en la ubicación geográfica de la Comunidad Valenciana conforman varios de los motivos por los cuales se estudia en este trabajo de fin de grado una empresa tipo de este sector. La empresa escogida para ser utilizada como caso de estudio se encuentra ubicada en el área delimitada al norte por Alcora y Borriol, al Oeste por Onda, al sur por Nules y al este por Castellón de la Plana:

⁴ Cfr: <https://ranking-empresas.economista.es/sector-2331.html> [en línea: mayo 2020]

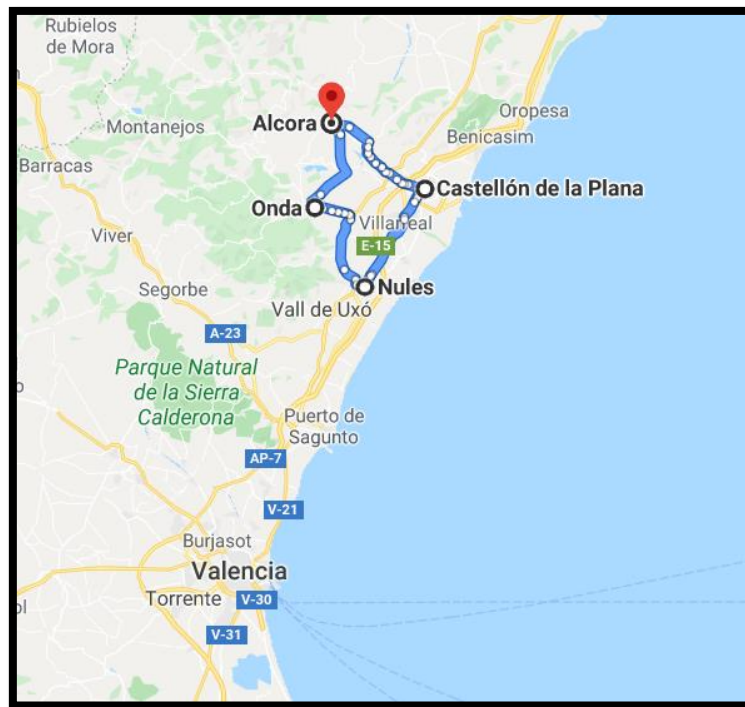


Imagen 3. Localización de la empresa de estudio

La empresa seleccionada para la aplicación de la propuesta realizada en este trabajo es una compañía productora de pavimento y revestimiento cerámico. Al no haber podido iniciar las prácticas por motivo del COVID-19 y además por motivos de confidencialidad, su nombre no se explicitará. En todo caso, es importante destacar, su larga y continuada apuesta por la innovación en todos los campos que le son propios.

La empresa seleccionada cuenta con más de cincuenta trabajadores, y dispone de una planta productiva en España, ubicada en la provincia de Castellón. Su posición en el mercado se basa en una amplia red de tiendas que ofrecen directamente sus productos a los clientes finales, lo que no excluye a su canal tradicional de venta a través de mayoristas, o venta directa a los grandes clientes.

2.2. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO PRODUCTIVO DEL AZULEJO

Para definir el proceso productivo se ha partido del siguiente esquema estándar que explicaremos a continuación. A continuación, se muestra un diagrama donde se detallan las fases que tienen lugar en el proceso productivo de monococción, con ciclos de sólo cuarenta o cincuenta minutos de duración:

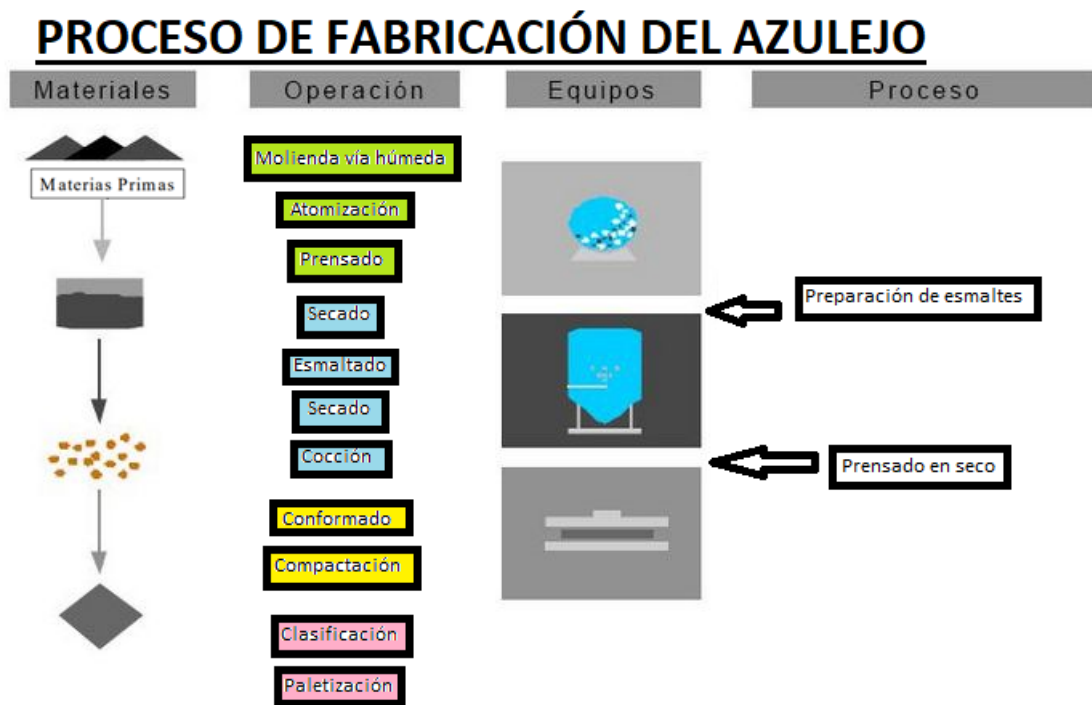


Imagen 4. Proceso productivo del azulejo

La producción del azulejo se realiza a partir de las materias primas que en nuestro caso son las arcillas. Estas son sometidas a un tratamiento de molturación vía húmeda en primer lugar; y, a continuación, a un proceso de atomización. La arcilla atomizada se prensa, y en monococción directamente pasan a esmaltarse. Por último, sea cual sea el proceso, el producto esmaltado pasa al horno.

Una vez cocido el producto y tras haberse conformado y compactado; se transporta a una zona de almacenamiento a la espera de ser clasificado en diferentes calidades y características físicas (tono y calibre) por medio de máquinas sofisticadas. Al mismo tiempo, un operario analiza los defectos de superficie. La propia máquina de selección confecciona las cajas de cartón en las que se envasa el producto. Un robot recoge estas cajas y las almacena en los pallets que se transportan al almacén de producto acabado. El producto queda ya listo para su expedición. A continuación, realizaremos un análisis más concreto del proceso de fabricación del azulejo:

Materias primas:

En el proceso productivo del azulejo la materia prima es la arcilla que es el resultado de la mezcla del agua, sílice, plomo, estaño y óxidos metálicos. Ciertamente depende de la mezcla de estos y otros productos se llega a un tipo u otro de cerámica⁵.

Molienda vía húmeda:

La molienda es el “Proceso que consiste en desmenuzar una materia sólida, especialmente granos o frutos, golpeándola con algo o frotándola entre dos piezas duras hasta

⁵ Cfr: http://www.ehu.es/sem/seminario_pdf/SEMINARIO_SEM_2_031.pdf [en línea: mayo 2020]

reducirla a trozos muy pequeños, a polvo o a líquido⁶.” Este tipo de molienda se caracteriza por utilizar agua de la mezcla de materias primas. El proceso más utilizado en la fabricación de los soportes de baldosas cerámicas en Europa es el denominado “vía húmeda”, que consiste en la molienda con agua de la mezcla de materias primas y el secado por atomización de la suspensión para obtener un granulado esférico. Otro tipo de molienda que se está investigando es la molienda en seco de las materias primas y posterior granulación. Este proceso reduce de forma importante los costes energéticos y el impacto medioambiental respecto al proceso vía húmeda⁷. No obstante, el que se analiza en este trabajo es el de vía húmeda.

Prensado:

El prensado consiste aplicar presión sobre la materia prima para lograr la compactación deseada. El prensado involucra una serie de pasos cuidadosamente controlados para lograr un producto aceptable. Los aditivos comúnmente requeridos para el prensado son plastificante, lubricante, aglutinante o un kit de compactación. Por un lado, combinando los aditivos se consigue un empaquetamiento muy compacto ya que las partículas de polvo se deslizan hasta reordenarse; por otro lado, se minimiza la fricción permitiendo que todas las zonas de la región reciban una compactación uniforme⁸.

Secado:

El objetivo del secado es eliminar el agua de la arcilla para garantizar la cocción adecuada. Se trata de un mecanismo deshumidificador esencial en el proceso. El funcionamiento de este mecanismo consiste en lo siguiente: al secar una pieza, se eliminan por evaporación las partículas de arcilla divididas por películas de agua y por tanto el volumen de la pasta cerámica disminuye proporcionalmente a la cantidad de agua eliminada. La pieza se contrae perdiendo el volumen lo cual produce un cambio de color en la pasta a la vez que obtiene una mayor rigidez y un incremento en su resistencia mecánica⁹.

Esmaltado:

En la preparación de esmaltes se pesan los componentes de forma individual y se juntan en un recipiente (generalmente una tolva). Una vez preparados, su aplicación confiere una capa impermeable, protectora y decorativa al azulejo. De esta forma se confieren las características técnicas específicas como la impermeabilidad, la dureza y la resistencia al rayado, a los ácidos, a la abrasión y los detergentes¹⁰.

Cocción:

Se considera la fase más importante del proceso de fabricación de una pieza cerámica. No obstante, la cocción sólo tendrá éxito si las etapas anteriores se han realizado correctamente. El objetivo de la cocción es obtener una pieza de buena calidad apta para el mercado. Es por ello por lo que cada fase cuenta y hay que evitar que surjan defectos en la pieza previamente. La

⁶ <https://dle.rae.es/molienda> [en línea: mayo 2020]

⁷ Cfr: <https://www.qualicer.org/recopilatorio/ponencias/pdfs/53%20POSTER%20ESP.pdf> [en línea: mayo 2020]

⁸ <https://es.slideshare.net/connorerick/ceramicos-prensado> [en línea: mayo 2020]

⁹ Cfr: <https://www.deshumidificador.mx/tips-y-noticias/proceso-de-secado-de-piezas-ceramicas/>

¹⁰ Cfr: <https://www.anffecc.com/es/esmaltes> [en línea: mayo 2020]

primera fase es la de absorción y desprendimiento de calor; se dan por tanto reacciones endotérmicas y exotérmicas (reacciones de oxidación); en esta etapa se pueden alcanzar temperaturas cerca de los 380°C. La segunda fase es de desprendimiento de gases (la pérdida del agua química lleva a la descomposición de la arcilla en SiO₂ y Al₂O₃, que después se vuelve a combinar). Finalmente, en la etapa de las dilataciones y contracciones los carbonatos pierden CO₂ y se da también la pérdida de los sulfatos hasta los 1000°C en los que se comienza a combinarse en silicatos, aluminosilicatos¹¹.

Conformado:

Existen varios métodos para conformar los productos cerámicos fabricados por aglomeración. En la industria cerámica son muy utilizados los procesos de conformado en frío. Hemos comentado previamente el prensado que es uno de los procesos de conformado más comunes y otro de ellos es la extrusión que consiste en utilizar un troquel de embutir para lograr secciones transversales sencillas y formas huecas de los materiales cerámicos¹².

Compactación:

Por medio de este paso en el proceso productivo del azulejo se pretende aumentar la resistencia al impacto de la baldosa y, por tanto, reducir el riesgo de fallo por fragilidad. De esta forma se permite la utilización de las baldosas incluso en campos comerciales que exigen una alta tenacidad y resistencia a las tensiones dinámicas¹³.

Clasificación:

Es importante la clasificación dentro de la producción de baldosas cerámicas ya que según el criterio se obtienen unas ventajas u otras; normalmente depende de las características de la empresa la clasificación de las baldosas en función de su resistencia a la rotura, por escuadrado, por calibre o por tono. Hay que tener en cuenta estos criterios que se pueden simultanear en una empresa para evitar roturas o deshechos¹⁴. La automatización de este proceso favorece evitar estos desperdicios.

Paletización:

Las ventajas de la automatización de la paletización son el hecho de que hay más tiempo entre cambios, menos manipulación humana y mayor velocidad de paletización. Los dos pilares de

¹¹ Cfr: https://ceramica.fandom.com/wiki/Cocci%C3%B3n_de_los_materiales_cer%C3%A1micos [en línea: mayo 2020]

¹² Cfr: <https://sites.google.com/site/rodrigoisla14/home/materiales-ceramicos/4-tecnicas-de-conformado-de-los-materiales-ceramicos> [en línea: mayo 2020]

¹³ Cfr: <https://www.qualicer.org/recopilatorio/ponencias/pdfs/0063303s.pdf> [en línea: mayo 2020]

¹⁴ Cfr: https://www.researchgate.net/publication/28304014_Analisis_del_proceso_de_clasificacion_ceramico [en línea: mayo 2020]

este autocontrol son la autonomía y la precisión. Gracias a la exactitud en la paletización se evitan bajas aumentando la rentabilidad del producto¹⁵.

2.3. CONCLUSIÓN

En conclusión, en este capítulo hemos observado el crecimiento próspero del sector cerámico español mediante el análisis de dos informes redactados por la Asociación Española de Fabricantes de Azulejos y Pavimentos Cerámicos y por la consultora Deloitte. En ellos hemos podido observar mediante cifras y estadísticas el desarrollo del sector en los últimos años.

A continuación, hemos situado la empresa que es caso de estudio como una pyme del sector cerámico situada en la provincia de Castellón y hemos explicado las características de esta a grandes rasgos. Finalmente, en este capítulo se ha explicado el proceso de fabricación del azulejo desde la adquisición de materias primas, pasando por el proceso de molienda, prensado, secado y esmaltado; para llegar a los procesos de cocción, conformado y compactación. También se ha comentado el proceso de clasificación y paletización.

¹⁵Cfr:https://www.youtube.com/watch?v=uod_EPJ3L50,<https://www.youtube.com/watch?v=0oqUHPrvORU>,<https://www.youtube.com/watch?v=MLAhuJOMBjA>,<https://www.youtube.com/watch?v=u90z3YIRg6o> [en línea: mayo 2020]

CAPÍTULO 3. MARCO DE REFERENCIA

En este capítulo contextualizaremos el trabajo dentro del marco industrial y temporal en el que actualmente nos encontramos. De esta forma, se pretende acercar al lector a entender el motivo por el cual en el presente trabajo se estudia acerca de aplicación de algoritmos de Inteligencia Artificial para la secuenciación de la producción. Se comenzará explicando los antecedentes que nos han llevado a la situación actual de la industria; a continuación, se darán varias pinceladas a cerca de los conceptos clave a considerar sobre la secuenciación de la producción para con este trabajo. Después, introduciremos y desarrollaremos los conceptos clave acerca de la IA; y, finalmente, hablaremos de las aplicaciones de la IA en la secuenciación de la producción.

3.1. CONTEXTO TECNOLÓGICO

“La Digitalización es la razón principal por la que desde el año 2000, más de la mitad de las empresas listadas por el Fortune 500 han desaparecido.”¹⁶ Esta frase pronunciada por Pierre Nanterme (CEO de Accenture -consultora tecnológica líder a nivel mundial-) refleja uno de los motivos principales por los que se ha llevado a cabo este trabajo. En el entorno industrial del siglo XXI ha llegado la denominada cuarta revolución industrial o Industria 4.0. que ha revolucionado, valga la redundancia, todo el entorno industrial; y ha provocado la extinción de muchas empresas que, por no invertir en las nuevas herramientas tecnológicas que han aparecido; han quedado obsoletas y ya no son competitivas en el mundo empresarial.

Para comprender la Industria 4.0 hemos de ser conscientes de la evolución que se ha seguido para llegar a la misma. La primera revolución industrial fue la aparición de la máquina de vapor que tuvo un papel relevante para mover máquinas y aparatos tan diversos como bombas, locomotoras, motores marinos, etc. La Industria 2.0 consistió en el desarrollo del concepto de la producción en cadena, que impulsó el desarrollo de las fábricas y la implementación de líneas de montaje. Se le denomina tercera revolución industrial a la automatización de los procesos de producción por medio de sistemas electrónicos y tecnologías de la información.

Finalmente, se conoce como Industria 4.0 la informatización y digitalización de todos los procesos. Este concepto surgió en 2011 en la feria de Hanóver en Alemania como punto de inflexión en la automatización y en la producción dentro de la Industria¹⁷. Esta Industria se ve

¹⁶ <https://www.lampadia.com/analisis/tecnologia/wef-la-cuarta-revolucion-industrial-en-9-frases/> [en línea 20/01/2020]

¹⁷ Cfr: http://www.portalferias.com/hannover-messe-2011-alemania_1677.htm [en línea 04/05/2018]

claramente influenciada por la aparición del Internet y la globalización mundial. A continuación, mostramos una imagen con la síntesis de estas cuatro revoluciones:



Imagen 5. Etapas del progreso industrial a lo largo de los últimos siglos (Fuente: Google Imágenes)

La Industria 4.0. o cuarta revolución industrial trae un panorama novedoso al mundo real y virtual que consiste en la digitalización de las empresas. Por esta digitalización se consigue almacenar una gran cantidad de datos (denominada Big Data) y a su vez, en muchos casos, se desarrollan también algoritmos (los más conocidos de IA) para tratar estos datos y, gracias a la información que se obtiene de este tratamiento de los datos, las empresas son capaces de realizar una mejor toma de decisiones. La digitalización de la industria tiene diversas ramificaciones dependiendo del campo de aplicación que se pretenda mejorar; de esta forma podemos hablar del Big Data, los robots, la simulación, los sistemas de integración, el internet de las cosas, la ciberseguridad, el cloud computing, el 3D, la realidad aumentada, etc. Esta revolución persigue el sueño de alcanzar, mediante el uso de todas estas tecnologías, las fábricas inteligentes.

El proceso al que se hace referencia cuando se habla de la Revolución 4.0 o, también llamada, cyber industria consiste en renovar completamente los medios de producción de las empresas, utilizando nuevos métodos digitalizados y modernos para lograr obtener las denominadas smart factories (fábricas inteligentes)¹⁸. Por medio de esta revolución del sistema de producción se pretende economizar la materia prima, contaminar menos utilizando en todo momento medios computarizados para así no dañar el medio ambiente, y tener menos accidentes laborales, más seguridad en el trabajo, etc.

No obstante, es cierto que esta digitalización puede acarrear ciertos riesgos como son principalmente que las máquinas en el caso de las fábricas de producción los robots acabarán sustituyendo a las personas y reemplazándolas en el trabajo por lo que se destruirían puestos de trabajo. Esta es una visión de ver este cambio en la industria, no obstante, hay expertos que opinan que esta Revolución 4.0 va a llevar un cambio radical en la manera de concebir el trabajo que va a consistir en que los operarios van a tener como oficio acompañar a las máquinas

18 Cfr: <http://coddii.org/wp-content/uploads/2016/10/Informe-CODDII-Industria-4.0.pdf> [en línea 29/04/2018]

buscando en todo momento implementar mejoras en el sistema analizando cuidadosamente los puntos débiles de la línea y optimizándolos¹⁹.

Es una realidad que la revolución digital acelerará la productividad en los próximos años (hay quienes hablan de 50), por medio del desarrollo de conceptos que hace unos años podían sonar a ciencia ficción y que ahora van siendo cada vez más palpables: sin ir más lejos el mismo proceso de “Machine Learning” que puede asimilarse con el internet de las cosas pero que va más allá de conectar dispositivos y recoger datos ya que aprende de sus propios errores y eso desarrolla una serie de acciones que favorece que los métodos en las cadenas de montaje sean óptimos. El objeto de estos avances es hacer más sencillos los procesos de trabajo. En el fondo ha de consistir en facilitar su utilización de una manera igual de pragmática a la que son las redes sociales y otras aplicaciones de consumo digital²⁰.

En España, aunque es cierto que se critica que por falta de inversión en este ámbito se puede considerar que los avances en el mismo son mínimos, existen excepciones a esta regla. Una de ellas es el caso de la fábrica de la Ford en Almussafes que ha desarrollado una serie de métodos y técnicas de trabajo mediante los cuales se logra una gran optimización en los sistemas y en la producción en serie de vehículos²¹.

En esta nueva era del internet de las cosas en que de alguna manera está representados también los avances sobre los sistemas de integración, las simulaciones y los robots ya que todos van encaminados al mismo fin: ser cada vez más y más conscientes en las distintas empresas de aquellos puntos de vulnerabilidad existentes. Gracias a estos nuevos avances se posee un conocimiento 360º de los sistemas y de los productos obteniendo así una mayor transparencia de los modos de funcionamiento²².

Además, otro punto ventajoso es que estos avances además de aumentar la productividad ahorran en costes ya que, por ejemplo, por medio de la simulación se puede uno percatar de fallos antes de que sucedan los mismos en la realidad y así asegurar los lanzamientos de productos y procesos evitando desperfectos que podrían asumir grandes pérdidas para la empresa. A su vez los sistemas de integración permiten realizar diversas acciones en un mismo mecanismo permitiendo ahorrar en espacio y gracias a los robots se puede lograr una precisión óptima en las tareas operativas que favorecen el correcto funcionamiento de los sistemas productivos²³.

Por todo ello, es clarividente que esta evolución tecnológica posee grandes marcos de desarrollo; en este trabajo como bien hemos ido comentando nos focalizaremos en las aplicaciones de técnicas de IA en la secuenciación de la producción. Una vez comentados los

¹⁹ Cfr: <http://coddii.org/wp-content/uploads/2016/10/Informe-CODDII-Industria-4.0.pdf> [en línea 29/04/2018]

²⁰ Cfr: http://www.abc.es/economia/abci-revolucion-digital-acelerara-crecimiento-productividad-economia-proximos-50-anos-201703210118_noticia.html [en línea 29/04/2018]

²¹ Ibid

²² Ibid

²³ Ibid

antecedentes y el marco histórico-industrial en el que situamos este trabajo, estamos en posición de adentrarnos a examinar cómo aplicar técnicas de IA para la secuenciación de la producción.

3.2. REVISIÓN CONCEPTUAL DE LA SECUENCIACIÓN INDUSTRIAL

La Ingeniería de Organización Industrial es la ingeniería que se ocupa de diseñar, construir, operar y mejorar las organizaciones (que engloba procesos, personas, materiales, información y dinero que existen en estas) (Ortiz Bas, 2016). Es importante comprender bien esta definición para resaltar la importancia de esta profesión y su versatilidad en el mundo industrial y empresarial.

El Ingeniero de Organización Industrial puede desempeñar diversas funcionalidades dentro de su campo de actuación en el ámbito industrial y empresarial. Entre ellas cabe destacar la dirección de operaciones. Esta función es esencial para la mejora continua de los procesos productivos mediante la optimización de la planificación de la demanda a modo de ejemplo. En este sentido, la secuenciación industrial se enmarca en esta capacidad del Ingeniero de Organización Industrial y es el quicio de la aplicación que mostramos en este trabajo de fin de grado. En consecuencia, antes de profundizar en nuestra aplicación hablaremos de lo que es propiamente la secuenciación industrial y del otro pilar del trabajo que es la IA.

En lo restante de este apartado nos disponemos a hablar de en qué consiste la secuenciación de la producción; cuáles son sus aplicaciones principales y finalmente enmarcaremos los talleres de flujo (que son uno de los objetos principales de estudio de este trabajo) analizando los casos que nos podemos encontrar en este ámbito.

Para dar una definición sobre la programación de la producción, tomaremos como referencia la definida por Haupt (Jens Heger, Hatem Bani, 2012) como "la determinación del orden en el que un conjunto de trabajos (tareas) $\{i \mid i = 1, \dots, n\}$ debe ser procesado a través de un conjunto de máquinas (procesadores, estaciones de trabajo) $\{k \mid k=1\dots m\}$ ". La programación es un proceso de toma de decisiones que se utiliza regularmente en todas las situaciones en las que hay que realizar un conjunto de tareas en un conjunto de recursos específico.

En este trabajo nos centramos en la programación de la fabricación, donde el proceso de construcción de la programación juega un papel importante, ya que puede tener un gran impacto en la productividad de la empresa. La programación de la fabricación se define como un proceso de optimización que asigna recursos limitados de fabricación a lo largo del tiempo entre actividades de fabricación paralelas y secuenciales. Esta asignación debe obedecer a un conjunto de restricciones que reflejan las relaciones temporales entre las actividades y las limitaciones de capacidad de un conjunto de recursos compartidos. Los problemas pueden clasificarse de acuerdo con diferentes características, por ejemplo, el número de máquinas (una máquina, máquinas paralelas), las características del trabajo (prelación permitida o no, tiempos de procesamiento iguales) y así sucesivamente. Cuando cada trabajo tiene un número fijo de operaciones que requieren diferentes máquinas, estamos tratando con un problema de taller, y dependiendo de las limitaciones que presente, puede clasificarse principalmente como taller de trabajo (job-shop), taller de flujo (flowshop). Estos problemas de programación son NP-hard y

normalmente se resuelven por aproximación o métodos heurísticos (Jens Heger, Hatem Bani, 2012). En este trabajo nos centraremos en los talleres de flujo que definiremos a continuación; aunque antes explicaremos brevemente los talleres de trabajo para poder entender las diferencias principales entre ambos.

El problema de secuenciación en un taller de trabajo o Job-shop scheduling problem (JSSP) es un escenario de programación de la fabricación muy conocido, implica un conjunto de trabajos y un conjunto de máquinas con el fin de encontrar la mejor programación, es decir, una asignación de las operaciones a intervalos de tiempo en las máquinas que tenga la duración mínima necesaria para completar todos los trabajos (en este caso el objetivo es minimizar la programación) (Jens Heger, Hatem Bani, 2012). El problema de programación de talleres de trabajos generales de duración mínima $n \times m$, designado por los símbolos $n|m|G|C_{max}$ y que en adelante se denominará JSSP, puede describirse mediante un conjunto de n trabajos $\{J_i\}_{1 \leq i \leq n}$ que se procesará en un conjunto de m máquinas $\{M_r\}_{1 \leq r \leq m}$. El problema puede caracterizarse de la siguiente manera:

1. Cada trabajo debe ser procesado en cada máquina en el orden dado en una secuencia tecnológica predefinida de máquinas.
2. Cada máquina sólo puede procesar un trabajo a la vez.
3. El procesamiento del trabajo J_j en la máquina S_r se llama la operación O_{jr} .
4. La operación O_{jr} requiere el uso exclusivo del S_r por una duración ininterrumpida p_{jr} , su tiempo de procesamiento; la prelación no está permitida.
5. La hora de inicio y la hora de finalización de una operación O_{jr} se denominan s_{jr} y c_{jr} respectivamente.
6. Un horario es un conjunto de tiempos de finalización de cada operación $\{c_{jr}\}_{1 \leq j \leq n; 1 \leq r \leq m}$ que satisface las limitaciones anteriores.
6. El tiempo necesario para completar todos los trabajos se denomina makespan, que se denota como C_{max} . Por definición, $C_{max} = \max_{1 \leq j \leq n; 1 \leq r \leq m} c_{jr}$

El problema es "general", de ahí que se utilice el símbolo G , en el sentido de que la secuencia tecnológica de las máquinas puede ser diferente para cada trabajo como se implica en la primera condición y que el orden de los trabajos a procesar en una máquina puede ser también diferente para cada máquina. La secuencia tecnológica predefinida de cada trabajo puede darse colectivamente como una matriz $\{T_{jk}\}$ en la que $T_{jk} = r$ corresponde a la operación k -ésimo O_{jr} del trabajo J_i en la máquina S_r . El objetivo de optimizar el problema es encontrar un horario que minimice C_{max} . El número total de soluciones posibles para un problema con n trabajos y m máquinas es m^n .

Una vez puntualizado en qué consiste un taller de trabajo pasamos a explicar los talleres de flujo: el problema de secuenciación en un taller de flujo o Flowshop Scheduling Problem (FSSP) es uno de los problemas más importantes en el área de la gestión de la producción. Hay un conjunto de m máquinas y un conjunto de n trabajos. Cada trabajo comprende un conjunto de m operaciones que deben ser ejecutadas en diferentes máquinas. El problema que se investiga en este trabajo se le da convencionalmente la notación $n|m|p|C_{max}$ y se define de la siguiente manera (Jens Heger, Hatem Bani, 2012):

1. Todos los trabajos tienen el mismo orden de procesamiento al pasar por las máquinas.
2. No hay restricciones de precedencia entre las operaciones de los diferentes trabajos.
3. Las operaciones no pueden ser interrumpidas y cada máquina sólo puede procesar una operación a la vez.
4. El problema es encontrar las secuencias de trabajo en las máquinas que minimicen el tiempo de ejecución, que es el tiempo máximo de finalización de todas las operaciones.

Si tenemos $p(i,j)$ como el tiempo de procesamiento del trabajo i en la máquina j y una permutación de trabajo $\{J_1, J_2, \dots, J_n\}$, entonces calculamos los tiempos de finalización $C(J_i, j)$ como sigue : $C(J_1, 1) = p(J_1, 1)$ $C(J_i, 1) = C(J_{i-1}, 1) + p(J_i, 1)$ for $i = 2, \dots, n$ $C(J_1, j) = C(J_1, j - 1) + p(J_1, j)$ for $j = 2, \dots, m$ $C(J_i, j) = \max\{C(J_{i-1}, j), C(J_i, j - 1) + p(J_i, j)\}$ for $i = 2, \dots, n$; for $j = 2, \dots, m$ $C_{max} = C(J_n, m)$ En otras palabras, C_{max} es el tiempo de la última operación en la última máquina.

Finalmente analizaremos brevemente los distintos tipos de flowshop que podemos encontrar:

- Taller de flujo simple: se procesan varias operaciones teniendo en cuenta que sólo se tiene una máquina por operación²⁴.
- Taller de flujo de permutación: el orden de los trabajos es idéntico en todas las máquinas²⁵.
- Taller de flujo flexible o híbrido: alguna operación es común a varias máquinas²⁶.
- Taller de flujo dinámico: se considera que los pedidos llegan aleatoriamente después de tener un lote inicial en el proceso²⁷.

Tras haber repasado conceptualmente todos los conceptos relacionados con la secuenciación de la producción que serán necesarios para llevar a cabo la aplicación pretendida en este trabajo, nos disponemos a comentar la IA para finalmente hablar de la influencia de la IA en la secuenciación de la producción.

3.3. EVOLUCIÓN HISTÓRICA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

En el ámbito de la robótica, contextualizando dentro de la llamada cuarta revolución industrial, se ha dado especial énfasis al término de IA que va a ser uno de los aspectos fundamentales de este trabajo. La IA se define como la capacidad de una máquina de imitar el comportamiento inteligente de los seres humanos. Agrupa todo lo comprendido desde un robot jugando al ajedrez hasta un sistema de reconocimiento de voz, como por ejemplo el Alexa de Amazon, que interactúa entendiendo y respondiendo a lo que se les pregunta.

²⁴ Cfr: <http://www.upv.es/visor/media/a7c3eeeb-0451-c74e-8a07-7fcfaf6d7820/c> [en línea: mayo 2020]

²⁵ Ibid

²⁶ Ibid

²⁷ Cfr: <http://www.eafit.edu.co/minisitios/cienciaaplicada/Documents/Flow-Shop%20Din%C3%A1mico.pdf> [en línea: mayo 2020]

Dentro del campo de la IA, que se encuentra en continua expansión, un mapa conceptual generalizado que se utilizó en 2019 en un congreso sobre ciencia y tecnología llamado CIBITEC19 puede ayudarnos a entrever las ramificaciones que tiene esta tecnología:

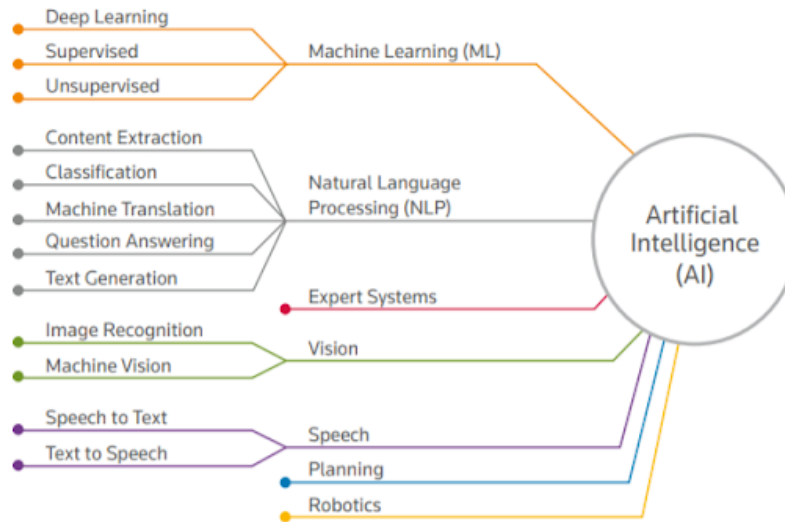


Imagen 6. Mapa conceptual de las ramificaciones principales de la Inteligencia Artificial

Dentro de este mapa podemos apreciar los sistemas de Machine Learning enfocados al aprendizaje automatizado de las máquinas; los sistemas de Natural Language Processing enfocados al tratamiento de palabras, frases y textos en múltiples idiomas y a la respuesta inteligente de preguntas frecuentes; los sistemas expertos para la ayuda en las tomas de decisiones; la visión “inteligente” entendida como el hardware necesario para implementar el reconocimiento de imágenes, etc.; las máquinas de habla inteligente como pueden ser los altavoces de Google y Amazon; y finalmente la planificación y la robótica. Todos estos campos y otros que se están incorporando recientemente, como puede ser el Reinforcement Learning (o aprendizaje por refuerzo), que en un principio era parte del ML pero que por su potencial ha ocupado una rama nueva en el abanico de ramificaciones de la IA dejan entrever el potencial de esta herramienta. En este trabajo al estar íntimamente relacionado con la generación y gestión del conocimiento nos centraremos en el ML y en el RL como base informática, estadística y matemática de la IA que se utiliza como punto de partida para la creación de otras tecnologías y analizaremos su influencia en el ámbito del conocimiento.

La IA nos permite gestionar una gran cantidad de datos y extraer información valiosa para las empresas. Tiene un carácter analítico y predictivo enorme. En este trabajo analizaremos dos ramificaciones de la IA denominadas Machine Learning (ML) y Reinforcement Learning (RL). Los sistemas creados mediante ML están diseñados para tratar, analizar y aprender una gran cantidad de datos. Estos algoritmos consiguen mediante prueba y error llegar a soluciones interesantes a los problemas que se plantean en el día a día de la industria bien sea por ser más eficientes, por desarrollar un sistema de toma de decisiones diferente o por otros motivos. Los sistemas de ML reconocen patrones, entienden el lenguaje hablado y hacen predicciones. Esta técnica permite a los ordenadores aprender a completar una tarea sin haber sido explícitamente programados para ello.

Dentro de los algoritmos de ML se distinguen también los de aprendizaje supervisado y los de aprendizaje no supervisado. Los primeros son aquellos que se sabe tanto el input como el output del problema; y se quiere aplicar con el fin de predecir, clasificar, etc. las variables del problema. Por ejemplo, mediante esta parte del ML se puede predecir la fidelidad de los clientes en el futuro, el precio de venta de casas, la variabilidad de la demanda; entrenar al algoritmo para que identifique patrones para reconocer enfermedades, etc. En el segundo caso sólo se cuenta con el input del problema y se busca obtener un output al mismo. Lo que se pretende mediante este tipo de aprendizaje es descubrir relaciones entre los datos que nos lleven a un output lógico del problema. A modo de ejemplo, contrastando los datos de las llamadas de una empresa de seguros puede concluirse que las llamadas de más de x minutos acaban obteniendo un nuevo contrato para la empresa mientras que las de menos de y minutos no. De esta forma puedes descubrir indicios de cómo se va a comportar el cliente en diversas situaciones.

Dentro del ML encontramos el denominado Deep Learning, que también será interesante para el desarrollo de este trabajo. Esta herramienta alimenta un sistema de “redes neuronales” con información en abundancia y estas “redes” son capaces de aprender las características de la información que se les ha transmitido y reconocerlas en entornos completamente nuevos. Estas técnicas se encuentran dentro de los tipos de aprendizaje supervisado y no supervisado por lo que no indagaremos más en ellas, sino que las mencionamos a modo de mostrar el potencial de estas metodologías de aprendizaje de IA.

Por otro lado, el RL es la parte de la IA que no tiene tan en cuenta los datos sino las reglas que obtiene de analizarlos. Normalmente se diseñan estos algoritmos con una función de recompensa que le ayuda saber si está lejos o cerca de cumplir con su objetivo; de optimizar la solución del problema.

A modo de visualización de estas estrategias de IA que pueden influir en la transformación y la generación del conocimiento hemos diseñado un mapa mental que ayuda a ver las ramificaciones de los tipos de aprendizaje, los métodos de aprendizaje dentro de los tipos y las técnicas que se pueden aplicar dependiendo del método. La idea de este mapa no es ninguna otra que la de ayudar a visualizar los tipos de aprendizaje automático y por refuerzo que podemos encontrar en el ámbito de la IA. Para realizar este mapa nos hemos basado en dos libros que se encuentran citados en la bibliografía. Este mapa se encuentra en el anexo del trabajo.

Podemos en conclusión de este apartado hablar de que la IA tiene cuatro fines principales que se corresponden con cuatro verbos: predecir, clasificar, descubrir y optimizar. En el próximo capítulo nos meteremos de lleno en la historia de la IA y, a continuación, analizaremos su influencia en el ámbito de la gestión del conocimiento para, finalmente, mostrar nuestra opinión sobre la potencialidad del IA en el ámbito del conocimiento.

El origen de la IA podría datarse, por sorprendente que parezca, en 1936, con la sorprendente máquina que creó Alan Turing, capaz de implementar cualquier cálculo que estuviese formalmente definido. Así conseguía adaptarse a diferentes escenarios y “razonamientos”. No obstante, no fue hasta 1956 cuando John McCarthy, Marvin Minsky y Claude Shannon acuñaron este término durante la conferencia de Dartmouth para referirse a “la ciencia e ingenio de hacer máquinas inteligentes, especialmente programas de cálculo

inteligentes”. Según ellos, en los siguientes 10 años, la IA iba a estar presente en todas las esferas de nuestras vidas, pero no tuvieron en cuenta la capacidad de cálculo con la que contaban.

Así pues, hay que dar otro salto hasta los años 1990-2000, cuando las grandes compañías tecnológicas a nivel mundial decidieron apostar e invertir en aumentar la capacidad de cómputo y análisis de ingentes cantidades de datos. Fue, de hecho, en 1997 cuando IBM demostró que era capaz de ganar al ajedrez al mismísimo Gari Kasparov. Esto sirvió de base para demostrar la capacidad de esta tecnología a la industria y sociedad.

Como se puede ver en el siguiente gráfico, la intensidad investigadora acerca de la IA está creciendo exponencialmente, gracias a que la capacidad de cómputo de cualquier ordenador de hoy en día permite resolver los algoritmos a una velocidad mucho mayor que el mejor de los ordenadores de hace 2 décadas. Gracias a esto, nuevas propuestas de valor se generan a diario en todas las universidades del mundo y en empresas dedicadas exclusivamente al desarrollo de nuevos algoritmos que posteriormente puedan ser vendidas.

A modo de referencia, en 2019 hubieron 12341 papers que trataban la IA, un aumento de un 50% aproximadamente respecto al año anterior. A fecha de elaboración de este documento, marzo de 2020, ya se habían publicado 6109 publicaciones, lo que implica el 50% del año anterior en tan solo 3 meses.

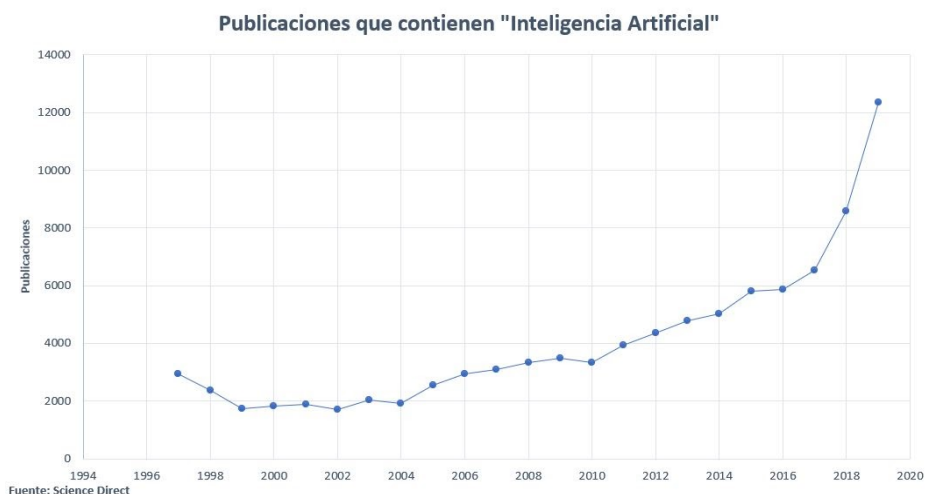


Imagen 7. Gráfica de la evolución de la aparición de las palabras “Inteligencia Artificial” en publicaciones científicas

A continuación, mostramos dos imágenes para visualizar la historia de la IA:

Diseño e implementación de algoritmos de Inteligencia Artificial basados en Q-learning para la programación de la producción en una empresa del sector cerámico

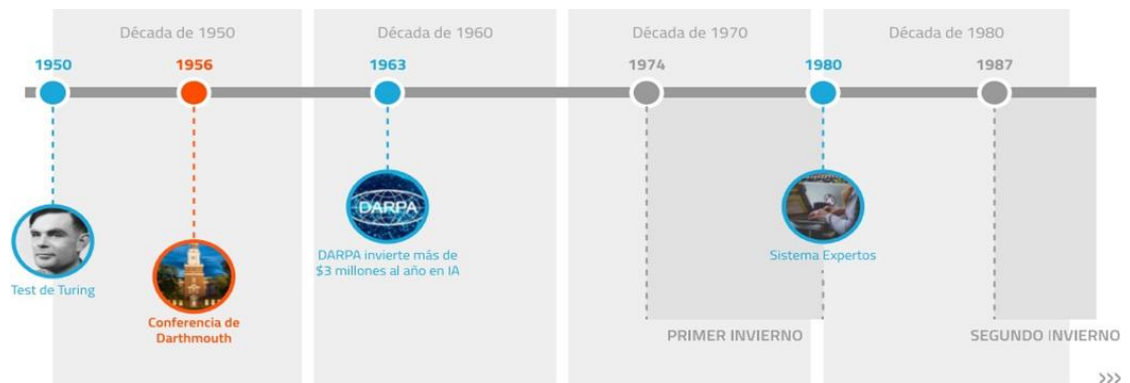


Imagen 8. Repaso histórico de los avances ocurridos en el ámbito de la Inteligencia Artificial desde sus orígenes hasta 1987

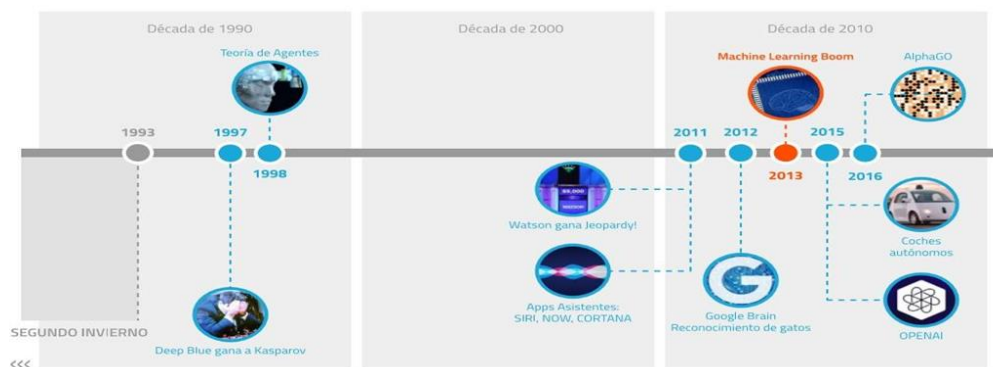


Imagen 9. Repaso histórico de los avances ocurridos en el ámbito de la Inteligencia Artificial desde 1987 hasta la actualidad

De las imágenes precedentes cabe subrayar que el desarrollo de esta tecnología ha sido exponencial en la última década y que la aparición del Google Brain para el reconocimiento de datos y del AlphaGo han supuesto un gran avance en el campo del Machine Learning.

Tras haber introducido la IA nos disponemos a realizar un resumen de las aportaciones realizadas en el campo de la secuenciación de la producción mediante técnicas de IA.

3.4. APLICACIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA SECUENCIACIÓN DE TALLERES DE FLUJO

Los problemas de programación han sido ampliamente estudiados en la última década y las soluciones basadas en algoritmos bioinspirados, que mantienen una fuerte relación con la IA, han tenido mucho éxito. Sin embargo, en el presente documento no se abordará esta esfera, como es bien sabido, y se buscará la contribución de otras técnicas y métodos de IA.

El conjunto de problemas de programación que se ha considerado es amplio, ya que incluye cualquier variación que aborde una configuración en jobshop o flowshop; no obstante, en este TFG aunque mostraremos los resultados del filtrado realizado en las dos configuraciones, nos centraremos sólo en analizar los avances en el campo del flowshop. A continuación, se comenta

la metodología que se ha aplicado, finalmente se aborda el análisis de los resultados. Una vez establecido el alcance del estudio, la metodología propuesta es la siguiente: 1) Selección de las fuentes de información; 2) Búsqueda de contribuciones; 3) Eliminación de errores en los resultados; 4) Análisis de los resultados.

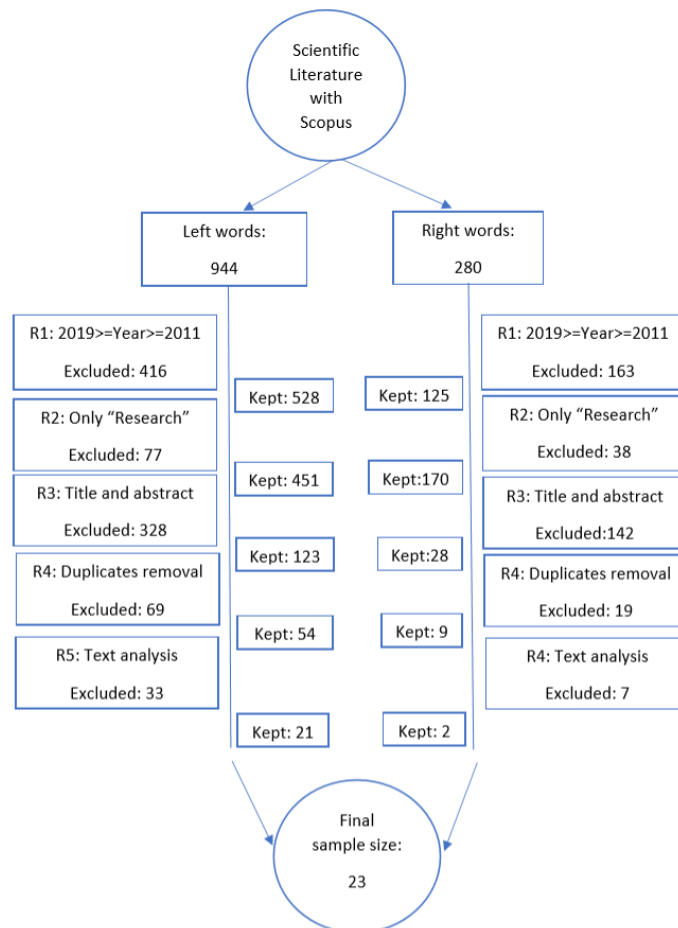


Imagen 10. Metodología empleada para filtrar la bibliografía

De acuerdo con la metodología, el primer paso ha sido elegir a SCOPUS como fuente de información, ya que dentro del campo científico tiene un mejor equilibrio entre la calidad de las contribuciones y la amplitud de la búsqueda. Existen otras alternativas, como Google Scholar, con un mayor número de referencias, pero incluyendo las de Scopus y el diferencial se suele conseguir con aportaciones marginales.

El segundo paso es elegir adecuadamente las palabras clave para la búsqueda. Se han utilizado las palabras "Artificial Intelligence", "Machine Learning" y "Reinforcement Learning", por un lado, en combinación con "jobshop" y "flow-shop" (parte izquierda de la imagen), y por otro lado, en combinación con "programación de la producción" (parte derecha). Los de la izquierda son los más concretos y los de la derecha, los más genéricos, como se ha descrito anteriormente.

Como consecuencia del proceso de depuración, en el tercer paso de la metodología se ha utilizado un conjunto de capas de filtrado. En la imagen que se presenta a continuación, se

muestra el número de papers que se eliminaron y el número de papeles que finalmente se guardaron. El primer criterio de filtrado fue dependiendo del año porque se observó que la mayoría de los papeles fueron publicados en los últimos diez años. En segundo lugar, se desecharon los artículos que no estaban relacionados con el tema de estudio. Tercero, se tuvo en cuenta el título y el resumen del trabajo para decidir si dicho trabajo habla sobre el tema que nos preocupaba. En cuarto lugar, se descubrió que, debido a la enorme base de datos de papers que gestionábamos, había algunos que estaban duplicados; y, en consecuencia, se eliminaron. Finalmente, se encontró un conjunto de 23 documentos que estaban directamente relacionados con el ámbito de aplicación. El último paso fue analizar cada documento para determinar si esos documentos iban a ser realmente útiles para el TFG.

Como resultado de la búsqueda de palabras clave en SCOPUS llegamos a un importante número de documentos que nos lleva a la gráfica siguiente.

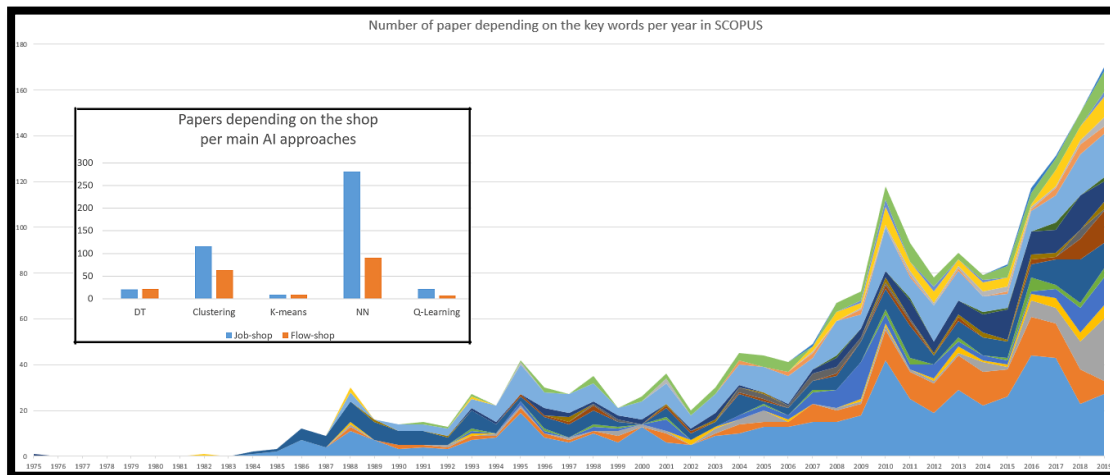


Imagen 11. Gráfica de la evolución orientativa de la publicación de artículos dependiendo de las palabras clave utilizadas

En la gráfica mostrada podemos ver dos gráficos. Por un lado, el grande muestra la evolución de la publicación de los trabajos en SCOPUS en una línea de tiempo teniendo en cuenta las palabras clave que buscamos primero. Vemos claramente que la publicación está aumentando y que en los últimos diez años ha subido drásticamente. Ciertamente sabemos que algunos de los artículos representados pueden estar duplicados porque algunas de las palabras clave son más genéricas que otras. Sin embargo, nuestro objetivo era el de observar la tendencia de las publicaciones sobre la utilización de técnicas de IA en la secuenciación de la producción, lo cual es interesante para percibir que presenta una tendencia creciente. Por otro lado, el gráfico pequeño representa la cantidad de artículos publicados en SCOPUS según los enfoques de la IA más frecuentes encontrados en las distintas publicaciones. Podemos ver que es más común encontrar papers en los que se aplica la IA para secuenciar la producción los talleres de trabajo (o Jobshop) frente a los de talleres de flujo y que los enfoques de red neuronal son los más comunes para tratar con ambos talleres.

En definitiva, gracias a la metodología empleada, hemos podido filtrar y mantener aquellos trabajos que se relacionan con nuestro campo de estudio; pero, también gracias a los hallazgos hemos podido averiguar cuál es la tendencia actual dentro de este tema. Ahora vamos a analizar de los 23 artículos que finalmente se han seleccionado; aquellos que están enfocados a los talleres de flujo.

Tabla 1. Resultados del filtrado de la bibliografía seleccionada

	Supervised	No-Supervised		Reinforcement	
	Non-specific	Clustering		Q-Learning	DQN
Flow-Shop	(Pavelski, Lucas; Delgado, Myriam; Kessaci, 2018); (Gyulai et al., 2018); (Hao et al., 2018); (Bartosz Sadel, 2016); (Matsuoka et al., 2019)	(X. Wang & Tang, 2017)		(Fonseca-Reyna et al., 2019); (Fonseca-Reyna et al., 2017); (Han & Guo, 2019)	
	Non-specific	Non-specific	Neural Networks		
Job-Shop		(Khalid et al., 2019); (Nie et al., 2019)	(Waschneck, Reichstaller, Belzner, Altenmuller, et al., 2018; Waschneck, Reichstaller, Belzner, Altenmüller, et al., 2018); (C. Wang & Jiang, 2019)	(Y. Wang, 2018); (Palacio et al., 2019); (Fonseca Reyna et al., 2015); (Zhou et al., 2019)	(Mao et al., 2019); (Thomas et al., 2018); (Cheong et al., 2019); (Tselios et al., 2013); (Setiawan, 2012); (Li & Hu, 2019)

El conjunto de documentos seleccionados se ha clasificado como contribuciones en el contexto de aprendizaje supervisado, no supervisado (Russell y Norvig, 2010) o de refuerzo (Sutton y Barto, 1998). Los dos primeros han sido ampliamente validados y utilizados en otros campos, el aprendizaje por refuerzo está de moda para abordar problemas complejos en los últimos años, aunque han sido menos validados. A continuación, comentaremos los artículos referentes a la aplicación de IA en los talleres de flujo:

Las pocas propuestas que se han encontrado en el ámbito del aprendizaje supervisado se orientan a predecir el comportamiento de algún elemento del problema. La propuesta de Pavelski, Lucas; Delgado, Myriam y Kessaci (2018) intenta identificar la metaheurística (Hill Climbing, Simulated Annealing, Tabu Search, ILS) que menor makespan o flowtime obtiene dada una instancia de un problema de flowshop, que podría ser permutación, no-wait, no-idle. En el caso planteado por Hao et al. (2018) se orientan a emplear la capacidad de aprendizaje para identificar las probabilidades que ayudan a ubicar un trabajo en una posición de la secuencia de una de las fases del algoritmo EDA (Estimation Distribution Algorithm) en un problema flowshop de permutación con el objetivo de minimizar el total tardiness. Para Bartosz Sadel (2016) el interés se centra en identificar la máquina más adecuada para ejecutar una operación en un hybrid flowshop con llegada de trabajos siguiendo una distribución de Poisson con el objetivo de minimizar el tiempo de inactividad de las máquinas.

En el caso de Pavelski, Lucas; Delgado, Myriam y Kessaci (2018) se propone una metodología de aprendizaje cuyo elemento central es la identificación de diferencias estadísticamente significativas usando el test de Kruskal-Wallis. Sin embargo, como dice Bartosz Sadel (2016) realiza un proceso de clasificación mediante una arquitectura de agente software, donde además del aprendizaje supervisado se emplea aprendizaje reforzado.

Los casos anteriores centran sus esfuerzos en mejorar la secuenciación, sin embargo Gyulai et al. (2018) presenta una contribución cuyo objetivo no es mejorar la secuencia sino predecir el lead time de los trabajos. En un entorno de mass customization emplean los datos de un MES para predecir el lead time usando varios algoritmos de aprendizaje predictivo (regresión lineal, modelos de árboles, support-vector regression).

En el ámbito del aprendizaje no supervisado, X. Wang & Tang (2017) plantean abordar el problema del flowshop de permutación clásico con la variante de ser multi-objetivo usando la IA en la fase de explotación del proceso de búsqueda local. La contribución del aprendizaje se centra en un método de clustering que agrupa de forma eficiente las soluciones no dominadas mejorando la fase de búsqueda local.

En el ámbito Reinforcement Learning todos los papers encontrados aplican el algoritmo Q-Learning con el objetivo de minimizar el makespan. En una primera aproximación Fonseca-Reyna et al. (2017) abordan el problema de flowshop de permutación para posteriormente Fonseca-Reyna et al. (2019) aplicar lo aprendido al flowshop híbrido con máquinas no relacionadas, tiempos de setup dependientes de la secuencia y máquinas no elegibles por algunos trabajos. En ambos casos el algoritmo es ejecutado en cada etapa del taller, que está representada por un agente. El estado es la representación de la secuencia que se ha construido en cada agente hasta un instante dado. La acción consiste en decidir qué trabajo de la cola de la correspondiente etapa se elige para ser operado. La recompensa es el valor inverso del makespan de la secuencia generada por el agente. En un taller híbrido no estático, Han & Guo (2019) redefinen el problema en términos de un proceso de Markov (MDP) donde los estados están definidos por la tupla (etapa, trabajo), las decisiones son las máquinas donde se opera en la siguiente etapa y la recompensa es una función inversamente proporcional al tiempo de espera del trabajo en la siguiente etapa. El algoritmo aplica un criterio greedy variable que facilita la exploración al inicio y va reduciéndola según se ha aprendido más. Para ajustar el

coeficiente greedy se emplean dos métodos, uno de ellos basado en el concepto de temperatura de Boltzmann (Recocido Simulado).

A modo de síntesis de este apartado cabe resaltar que como se ha podido observar; muchas de las contribuciones aplican la IA sobre un algoritmo bioinspirado. Según Zhang et al. (2011) este tipo de aproximaciones se pueden clasificar en:

- Las que utilizan IA para generar una población inicial de calidad.
- Las que utilizan algunas propuestas en las que la IA se emplea en la fase de búsqueda local, ayudando a seleccionar las soluciones que deben ser mejoradas.
- Las que emplean el IA en operaciones que suponen una modificación de la población existen (cruces, mutaciones, etc.) para ayudar a determinar la mejor forma de operar.
- También identifica a un grupo de propuestas que usan la AI para reducir el número de funciones de evaluación y en consecuencia mejoran la eficiencia del algoritmo.

Algunas propuestas emplean la IA para hacer evolucionar al propio algoritmo en un determinado sentido (self-adaptative).

Todo este análisis realizado sobre el estado del arte del tema que nos atañe ha sido revelador para saber de qué modo orientar la aplicación de IA al problema de secuenciación. De hecho, se ha elegido trabajar con algoritmos de Q-Learning dentro del campo del aprendizaje por refuerzo debido a la efectividad de estos algoritmos en los distintos artículos analizados

3.5. CONCLUSIÓN

A modo de conclusión de este capítulo cabe señalar que hemos ofrecido un marco histórico industrial donde se desarrolla el presente trabajo de fin de grado; hemos mostrado y comentado los aspectos centrales relacionados con la ciencia de la secuenciación de la producción necesarios para llevar a cabo el trabajo; se ha profundizado también en el ámbito de la IA como punto innovador en la actualidad; y finalmente se ha explicado el análisis hecho hasta el momento de las propuestas de aplicaciones de algoritmos de IA para la secuenciación de la producción. De hecho, en este último apartado de este capítulo se ha mostrado el motivo por el cual en este Trabajo de Fin de Grado se ha optado por escoger algoritmos de aprendizaje por refuerzo basados en Q-Learning para aplicarlos al problema de secuenciación de la producción; ya que en la bibliografía han dado buenos resultados.

Es por ello por lo que damos por concluido el marco de referencia que es premisa necesaria para llevar a cabo este trabajo y a partir de este momento nos centraremos fundamentalmente en la problemática concreta hallada en la empresa del sector cerámico en la que se pretende explorar las posibilidades existentes de implementar algoritmos de IA para realizar la secuenciación de la producción.

CAPÍTULO 4. DEFINICIÓN DE LA PROBLEMÁTICA Y PROPUESTA DE SOLUCIÓN

En este capítulo hablaremos de la problemática concreta de la empresa que es caso de estudio en este trabajo de fin de grado. Como bien hemos explicado en el capítulo 2; la empresa está ubicada en el sector cerámico y es por ello por lo que la definición de la problemática se realizará en el entorno de la producción de azulejos. A lo largo del capítulo definiremos técnicamente en qué va a consistir el taller de flujo a analizar en esta empresa y las características particulares del mismo. Después de definir el contexto industrial a abordar se realizará una propuesta que permita obtener programas de producción eficientes.

El problema real que se pretende abordar tiene un alcance muy concreto: se trata de programar la producción de uno de los talleres de fabricación de azulejos de la empresa citada. Como la mayoría de los talleres, éste consta de varias líneas de producción y cada línea tiene tres etapas: prensado/esmaltado, horno y clasificadora. En la empresa se fabrican muchos tipos de azulejos, pero en el taller de productos porcelánicos se fabrican de modo habitual siete productos diferentes. Para comprender bien el problema abordado, a continuación, vamos a describir los productos que se fabrican en la empresa; después se describirá el proceso de fabricación de los productos porcelánicos. Por último, se establece un enfoque para programar la producción. Con esta descripción se pretende comprender el problema con todas sus variables.

4.1 DESCRIPCIÓN DE LOS PRODUCTOS QUE SE FABRICAN EN LA EMPRESA

Hasta el momento se ha expuesto en el capítulo 2 el sector cerámico en el que opera activamente la empresa que es caso de estudio de este TFG. En el capítulo 3 se ha planteado el marco industrial y tecnológico de este TFG y se ha comentado las últimas tendencias en la aplicación de Inteligencia Artificial en la secuenciación de la producción. En este cuarto capítulo se pretende situar al lector en la problemática concreta que se encuentra en la empresa y que se pretende analizar y resolver mediante los algoritmos de IA basados en el aprendizaje por refuerzo en los que profundizaremos más adelante en las propuestas de solución. A continuación, se profundizará en la problemática de la empresa. En primer lugar, hablaremos de los diferentes productos y finalmente hablaremos del taller.

Los productos comerciales que se venden en la empresa son muy variados dependiendo del acabado, del tamaño del azulejo y el tipo. Existen muchos tipos de azulejos y baldosas según su fabricación: gres rústico, azulejos de acero inoxidable, azulejos de mármol y enmallados, azulejos en pizarra natural, baldosín catalán, barro cocido, etc.; en la tabla que se muestra a

continuación se observan las características de los productos más demandados y por tanto más producidos por la empresa.

En la siguiente tabla se muestran los 21 productos diferentes que se fabrican en la planta de la empresa que analizaremos:

Tabla 2. Tabla de azulejos según el acabado, tamaño y tipo

Productos/ Referencias	Acabado	Tamaño									Grand Total
		20x20	30x30	35x30	35x35	40x40	45x45	50x50	55x50	60x60	
Gres Rústico	tipo 1			35301			45451	50501	55501	60601	5
	tipo 2			35302			45452				2
Gres Rústico Total				2			2	1	1	1	7
Mármol	tipo 1	20201			35351	40401	45451				3
	tipo 2				35352	40402	45452				3
Mármol Total		1			2	2	2				7
Porcelánico	tipo 1		30301			40401		50501			3
	tipo 2		30302			40402		50502			3
	tipo 3		30303								1
Porcelánico Total			3			2		2			7
Total productos		1	3	2	2	4	4	3	1	1	21

Como se puede observar tenemos tres materiales que son el gres rústico, el mármol y el porcelánico. A cada producto se le proporciona un acabado de mayor o menor calidad en función del tono del esmaltado. A mayor tonificación del esmaltado, mayor calidad. Así, los acabados de tipo 1 son los de mejor calidad, mientras que los acabados más bastos son los de tipo 3. Los tamaños (formato) varían dependiendo del tipo de azulejo entre las medidas de 20x20 y 60x60. El formato se puede variar a demanda de los clientes. Sin embargo, tras un análisis de Pareto, la empresa llegó a la conclusión de que debía fabricar de modo habitual estas 21 referencias al ser las más demandadas. En la tabla se observa las referencias de cada tipo de azulejo en función del tamaño, tipo y esmaltado. En esta empresa se producen de forma habitual estos 21 productos.

4.2 DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE FABRICACIÓN EN LA PLANTA DE PAVIMENTO

El problema se focaliza en analizar la planta de pavimento que consta actualmente de varias líneas de producción de azulejos y otros materiales cerámicos dependiendo de los tamaños. En este caso nos centraremos en analizar una de las tres de las líneas de producción de azulejos que representan un subconjunto de la planta que es en la que se fabrican las 21 referencias del azulejo porcelánico que hemos comentado en el apartado anterior.

Como hemos explicado en el capítulo 2, el proceso de producción de una baldosa cerámica es complejo. Caracterizaremos el sistema productivo mediante tres actividades principales: las operaciones de Prensado- Esmaltado, Horneado, y Clasificación-Embalaje. Estas son las tres operaciones más complejas que se realizan en el proceso productivo de un azulejo, y que en todo caso condicionan la programación del taller. El resto de las operaciones se suelen hacer en un segundo plano, y muchas de ellas son realizadas por proveedores externos, como es el caso de la preparación de esmaltes.

En base a las tres operaciones mencionadas, consideraremos que la sección que analizaremos en la planta de pavimentos consiste en tres talleres de flujo de permutación. En cada Taller de Flujo de permutación los materiales, en diversos estados de terminación, circulan desde la línea de Prensado y Esmaltado, hasta la maquinaria de Clasificación y Embalado, pasando por el Horno como se muestra en la Imagen 10.

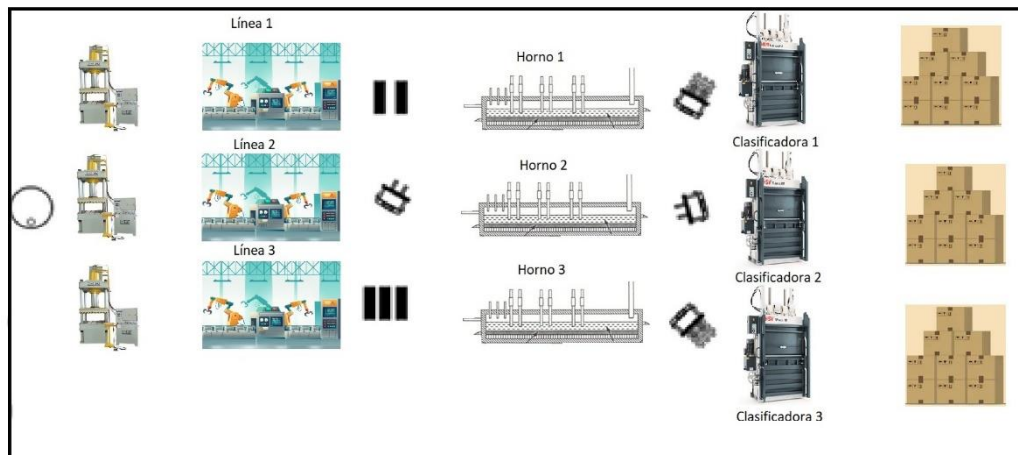


Imagen 12. Esquema visual del funcionamiento de la línea de producción de azulejos

Observamos que existen tres líneas de Prensado-Esmaltado que alimentan a tres hornos, que a su vez alimentan a tres máquinas de Clasificación y Embalado. Se ha determinado que el proceso productivo esté compuesto por tres etapas que se corresponden con: Prensado-Esmaltado, Horno y Clasificación-Embalaje. El material que finaliza su operación en la primera, o su segunda etapa, queda almacenado en estanterías móviles que son trasladadas entre el final de una etapa y el principio de otra mediante un sistema denominado “Automated Guided Vehicle” (AGV). En todo caso, la disponibilidad de elementos de almacenamiento y desplazamiento son ampliamente superados por las necesidades existentes, por lo que no se consideran una restricción.

Las capacidades de las etapas están equilibradas. Las líneas de Prensado-Esmaltado trabajan entre un 50% y un 60% de su capacidad, y a dos turnos y cinco días a la semana. El resto de tiempo se dedica a mantenimiento, y sobre todo a reajustar la maquinaria necesaria para adaptarla a las necesidades técnicas del lote siguiente. El horno es alimentado por cada línea, y además trabaja a tres turnos, y siete días a la semana. Por su parte la maquinaria de Clasificación y Embalaje trabaja a demanda, siendo en todo caso su capacidad muy superior a la demanda existente. Se puede observar que las líneas trabajan menos turnos de tal forma que acumulan material en un horno que trabaja a tres turnos. El motivo por el cual gira todo el taller alrededor del horno es debido a que el horno es un componente delicado en cuanto a alcanzar la temperatura y es por eso por lo que se entiende el hecho de que se ajusten el resto de las operaciones al funcionamiento de este. En la Imagen 10, que hemos mostrado previamente, se puede visualizar la explicación realizada sobre el funcionamiento de las tres líneas que configuran los tres talleres de flujo de permutación.

Por lo tanto, según la disposición y forma de operar se puede decir que la planta de pavimentos está compuesta de tres Talleres de Flujo de permutación. En concreto, con 3 etapas,

y 3-1-3 recursos (máquinas) por etapa. Recordamos que en un taller de permutación el orden de los trabajos es idéntico en todas las máquinas. En esta problemática buscamos por tanto minimizar el makespan en la secuenciación de alrededor de 20 trabajos en 3 máquinas. El problema según la notación definida en el apartado dos del capítulo 3 que recordamos consiste en definir $n|m|p|C_{max}$ sería en nuestro caso: $n|3|p|C_{max}$. Analizaremos por tanto el problema de secuenciación en un taller de flujo con las características $n|3|p|C_{max}$.

En el ámbito cerámico existen distintas formas de distribuir los talleres y una de ellas es en función del acabado que se le da al producto. Para la planta de pavimentación descrita, cada uno de los talleres procesa un tipo de producto distinto de tal forma que en la línea 1 se procesa el porcelánico, en la línea 2 se procesa el gres rústico y en la línea tres se procesa el mármol. De estos tres talleres que funcionan en la planta nos centraremos en definir la problemática dentro del taller de producción del porcelánico. El motivo principal es porque es uno de los modelos con más demanda en el mercado. En la tabla 3 se muestran las características del acabado de este producto.

Tabla 3. Descripción de los azulejos porcelánico

Nº	REFERENCIA	PRODUCTO	CALIDAD	MATERIAL	FORMATO
1	P30301	Porcelánico 30x30	tipo 1	Porcelánico	30x30
2	P30302	Porcelánico 30x30	tipo 2	Porcelánico	30x30
3	P30303	Porcelánico 30x30	tipo 3	Porcelánico	30x30
4	P40401	Porcelánico 40x40	tipo 1	Porcelánico	40x40
5	P40402	Porcelánico 40x40	tipo 2	Porcelánico	40x40
6	P50501	Porcelánico 50x50	tipo 1	Porcelánico	50x50
7	P50502	Porcelánico 50x50	tipo 2	Porcelánico	50x50

En la tabla se aprecian las referencias de cada producto además de la descripción de este y el resto de las características que sirven para catalogarlo.

Cuando se plantea realizar la producción de una de las referencias; en la zona de prensado entra el material a granel y una vez compactado se realiza el esmaltado (si es de tipo 1,2,3). Esto es importante ya que el operario es el que tiene que reponer las tolvas y ajustarlas en función de producto final que se quiere conseguir. Una vez esmaltado se envía al horno donde se cuece el producto; al salir del horno la clasificadora corta las baldosas con el tamaño adecuado dependiendo del calibre con el que ha sido ajustada. El material sobrante lo tira a unos recipientes de desperdicios. Cuando tiene suficiente producto para rellenar una caja la

rellena y la mete en un pallet. Finalmente, cuando tiene el pallet completado la máquina lo encinta y emite una señal para que el operario de la cinta clasificadora coja el pallet y lo almacene en el almacén de producto terminado.

4.3 DESCRIPCIÓN DE LOS TIEMPOS DEL PROCESO PRODUCTIVO.

El proceso que estamos analizando es el de monococción que tiene ciclos de sólo cuarenta o cincuenta minutos de duración. En la tabla 3 que mostramos a continuación se muestran los tiempos de producción de cada tipo de azulejo en función del tamaño de este. Estos tiempos han sido simulados a partir de un conjunto de datos amplio que me han sido facilitados a partir del cual he realizado agrupaciones y he establecido un subconjunto con los tiempos que se presentan en la tabla 3. Este juego de productos-tipo indicado ha sido seleccionado teniendo en cuenta que los tamaños y los tipos son más o menos similares en tiempos.

Tabla 4. Tabla de tiempos de procesamiento según la operación y el tamaño del azulejo

Producto\Tiempo (minutos por m2)	Prensado- Esmaltado	Horno	Clasificado
30x30 tipo 1	0,105	0,525	0,316
30x30 tipo 2	0,11	0,535	0,316
30x30 tipo 3	0,11	0,54	0,32
40x40 tipo 1	0,12	0,55	0,33
40x40 tipo 2	0,125	0,55	0,336
50x50 tipo 1	0,135	0,565	0,343
50x50 tipo 2	0,135	0,575	0,35

Entre otras referencias utilizadas para definir estos tiempos he considerado un promedio adecuado para una línea de Prensado-Esmaltado de entre 0.10 y 0.14 minutos por un m2. Para el horno se ha tenido en cuenta el rango definido entre 0.5 y 0.6 minutos por cada m2. Finalmente se ha considerado el intervalo variable entre 0.3 y 0.4 minutos por cada m2 para la máquina de Clasificación-Embalado.

Siguiendo con el análisis de los tiempos, cabe subrayar que la fabricación de pavimento cerámico se caracteriza por incurrir en altos costes, temporales y económicos, debidos a los cambios de partida. Existen costes provocados por cambio de diseño del producto y otro debido al cambio en la dimensión de este. El coste cuyo origen es un cambio en el diseño tiene un impacto relativamente bajo en las líneas de Prensa-Esmaltado y muy escaso en el resto de las etapas. Sin embargo, el impacto debido al cambio de formato (dimensiones) es muy elevado en la etapa de Prensas-Esmaltado y medio-bajo en el resto de las etapas.

Teniendo en cuenta la problemática en la que nos encontramos, se muestra a continuación la tabla de tiempos de cambios de partida. En esta tabla se expresan los tiempos que se tardan en cambiar los elementos esenciales para producir un tipo de azulejo distinto al azulejo que se estaba produciendo hasta el momento. Para calcular estos tiempos se ha considerado, por un lado (a partir de unas referencias adquiridas), que los tiempos de cambio de partida entre referencias del mismo formato en las líneas de Prensado-Esmaltado oscilan entre 80 y 120 minutos; y que el tiempo de setup que conlleva cambiar de referencia de formato oscila entre los 200 y 500 minutos. Por otro lado, cuando se trata de ajustar los hornos y las máquinas de Clasificación-Embalaje se ha determinado que los tiempos de cambio de partida son significativamente bajos en este caso y se han ignorado.

Tabla 5. Tabla de tiempos de cambio de partida

TIEMPOS SETUP (minutos)	30x30 tipo 1	30x30 tipo 2	30x30 tipo 3	40x40 tipo 1	40x40 tipo 2	50x50 tipo 1	50x50 tipo 2
30x30 tipo 1	0	90	110	270	220	370	400
30x30 tipo 2	80	0	100	290	260	360	330
30x30 tipo 3	100	110	0	300	350	480	420
40x40 tipo 1	350	380	360	0	100	360	320
40x40 tipo 2	300	220	390	90	0	350	330
50x50 tipo 1	400	350	360	410	330	0	120
50x50 tipo 2	420	370	350	330	400	110	0

En la tabla se observa cómo hemos simplificado suponiendo que no existe a penas tiempo de setup si no se cambia ni el tipo ni el tamaño del azulejo que se está procesando. Por otro lado, se observa que el cambio de producir azulejos mientras se mantenga el tamaño es claramente inferior al tiempo que se tarda en cambiar de azulejo en el caso de cambiar el tamaño de producción de este.

Por otro lado, dados estos datos y esta problemática descrita, se ha observado que los tiempos de cambio de partida no influyen en la secuenciación de la producción tanto como para definir la etapa de prensado-esmaltado como un cuello de botella. Por tanto, suponiendo que

el tiempo de duración del proceso de cocción del producto en el horno es superior al de proceso de prensado-esmaltado junto con las distintas combinaciones de tiempos de cambios de partida se ha decidido para simplificar la programación del código ignorar estos tiempos. En consecuencia, el problema que se pretende resolver es el de secuenciar las distintas referencias descritas en el apartado anterior en un taller de flujo de permutación.

4.4. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA DE PROGRAMACIÓN DE LA PRODUCCIÓN A ABORDAR

El problema concreto que se aborda es la programación de la producción en un plazo temporal corto. Sin embargo, a la hora de resolver este problema, existen diferentes caminos. En concreto, las dos vías más eficaces consisten por un lado en abordar el problema de programar la producción de un periodo de tiempo reducido como puede ser una semana; o, por otro lado, en programar una serie de lotes o pedidos en el menor tiempo posible dentro de un horizonte temporal claro que dependiendo el número de lotes puede ir entre semanas y meses. Ambos tienen sus ventajas y se resuelven de manera distinta.

Abordar el problema de programar la producción de un plazo determinado (p.e. 1 semana) con el objetivo de realizar el mayor número de pedidos tiene la ventaja de que se consigue poner el foco en un horizonte determinado y a la vez ir tomando medidas a corto plazo. Sin embargo, puede haber semanas en las que los lotes excedan la capacidad de producción y se pierda algo de perspectiva global del resultado.

En segundo lugar, el caso de analizar la programación de la producción de todos los pedidos pendientes para este mes en el menor tiempo posible tiene la ventaja de que se abarca toda la producción pendiente y se minimiza el tiempo de producción. Téngase en cuenta que el programador podrá ejecutar el algoritmo con una preselección de los pedidos de fabricación, por lo que puede ser una herramienta que sea flexible en momentos de tensión con clientes importantes, y una amplia casuística que no nos corresponde describir ahora.

En consecuencia, tras analizar estas dos perspectivas se ha optado por enfocar el trabajo desde el segundo punto de vista mostrado. De esta forma el problema que se planteará será el de programar la producción de 20 pedidos que han entrado recientemente entre los que se solicitan distintas referencias de las descritas como más demandadas del azulejo porcelánico. Esta programación se realizará en el taller de flujo de permutación descrito a lo largo de este capítulo. Para resolver este problema minimizando los tiempos se plantean explorar una serie de algoritmos de IA que se comentarán en las propuestas de solución y que se aplicarán sobre una simulación de cinco posibles escenarios que se podrían dar en la empresa en las que haya que procesar el número de trabajos especificado en el menor tiempo posible.

4.5. CONCLUSIÓN

En este capítulo hemos expuesto la configuración del taller de flujo del caso de estudio en la empresa del sector cerámico. La problemática ha sido definida dentro de la planta de

pavimentación de la empresa, concretamente se estudiarán las tres líneas de producción de azulejos según los tamaños especificados y los tiempos de producción facilitados para las cinco operaciones que se pretenden estudiar. Por tanto, se trata de tres talleres de flujo de permutación en el que se procesan las siete referencias principales del azulejo porcelánico; y se estudiará el caso de querer procesar alrededor de 20 trabajos en 3 máquinas en uno de estos talleres teniendo en cuenta los diferentes tiempos de procesamiento y con el objetivo de minimizar el makespan.

CAPÍTULO 5. PROPUESTA DE SOLUCIÓN

Una vez explicada la problemática, en este capítulo se explican en profundidad las propuestas de algoritmos que más adelante se parametrizarán y compararán mediante un análisis ANOVA. Tras su comparación se aplicarán en un caso realista que se simulará teniendo en cuenta la problemática definida. En este capítulo explicaremos los algoritmos de Inteligencia Artificial pensados para aplicar en la secuenciación de la producción de la empresa que es caso de estudio. La propuesta abarcará tanto la definición y justificación de los algoritmos seleccionados, así como los pasos necesarios para su parametrización y posterior comparativa con otras propuestas y finalmente la aplicación a un escenario realista de la empresa con la que se trabaja. El objetivo es conocer el funcionamiento de estos para luego evaluarlos en el capítulo siguiente tras realizar el diseño de experimentos con el que lleguemos a identificar qué algoritmo es el idóneo para aplicar en el caso de estudio.

Respecto a las propuestas de algoritmos cabe mencionar que todos tienen en común que son algoritmos que poseen la cualidad del aprendizaje por refuerzo y de entre los tres propuestos; el original es el Q-Learning y los otros dos son derivados del mismo. A lo largo del trabajo se ha expuesto los últimos avances en el ámbito de la aplicación de IA para la secuenciación industrial y han sido estos avances los que nos motivan a estudiar algoritmos de Q-Learning basados en técnicas de aprendizaje por refuerzo para probarlos en un sistema simulado en la empresa del sector cerámico seleccionada. A continuación, se exponen los tres algoritmos seleccionados. En primer lugar, se explicará de manera teórica el algoritmo y en segundo lugar se explicarán las especificaciones del código desarrollado para resolver la problemática definida.

5.1 PROPUESTA DE SOLUCIÓN 1: ALGORITMO Q-LEARNING

Las ideas implicadas en Reinforcement Learning (RL) o aprendizaje por refuerzo fueron desarrolladas originalmente por Sutton y Barto (Sutton & Barto, 1998) y aplicadas a temas de interés para los investigadores en IA. RL consiste en aprender qué hacer (cómo pasar de situaciones a acciones) para maximizar una señal numérica de recompensa. En el modelo estándar de RL, el agente interactúa con el entorno a través de su percepción de este y de las acciones que puede tomar. En cada paso de la interacción, el agente percibe el estado actual “s” de su entorno, y luego selecciona una acción “a” para cambiar este estado. Esta transición genera una señal de refuerzo “r”, que es recibida por el agente. La tarea del agente es aprender una política para elegir acciones en cada estado para recibir las máximas recompensas acumulativas a largo plazo. Los métodos RL exploran el entorno a lo largo del tiempo para llegar a una política deseada (Fonseca Reyna et al., 2015).

Un algoritmo RL muy conocido es el Q-Learning, que funciona mediante el aprendizaje de una función de valor de acción que expresa la utilidad esperada (es decir, la recompensa acumulativa) de realizar una acción determinada en un estado dado. El núcleo del algoritmo es una simple actualización de iteración de valores, cada par acción-estado (s, a) tiene asociado un valor Q. Cuando la acción "a" es seleccionada por el agente situado en el estado "s", el valor Q para ese par estado-acción se actualiza en función de la recompensa recibida al seleccionar esa acción y el mejor valor Q para el estado siguiente "s'". La regla de actualización del par de estados-acción (s, a) es la siguiente:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)]$$

En esta expresión $\alpha \in (0, 1)$ es la tasa de aprendizaje y r la recompensa o penalización resultante de la adopción de la acción a en el estado s. La tasa de aprendizaje α determina "el grado" en que se actualiza el valor antiguo. El Q-Learning tiene la ventaja de que se ha demostrado que converge con la política óptima en los procesos de decisión de Markov bajo algunas restricciones (Fonseca-Reyna et al., 2017). El algoritmo 1 (que se muestra en la imagen 12) es utilizado por los agentes para aprender de la experiencia o del entrenamiento. Cada episodio equivale a una sesión de entrenamiento. En cada sesión de entrenamiento, el agente explora el entorno y obtiene las recompensas hasta llegar al estado objetivo. El propósito del entrenamiento es mejorar el conocimiento del agente representado por los Valores Q. Más entrenamiento darán lugar a mejores valores que pueden ser utilizados por el agente para moverse obteniendo mejores resultados.

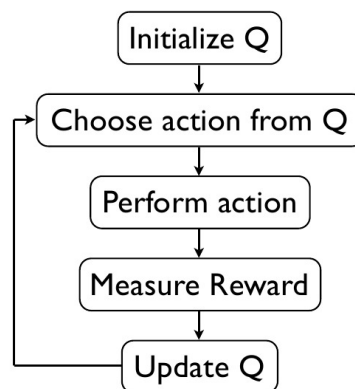


Imagen 13. Funcionamiento genérico del algoritmo Q-Learning (Fuente: Google Imágenes)

Algorithm 1 Q-Learning

```
Initialize  $Q$ -values arbitrarily
for each episode do
  Initialize  $s$ 
  for each episode step do
    Choose  $a$  from  $s$  using policy derived from  $Q$  (e.g.,  $\epsilon$ -greedy)
    Take action  $a$ , observe state  $s'$  and  $r$ 
    Update  $Q$ -value,  $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]$ 
     $s \leftarrow s'$ 
  end for
end for
```

Imagen 14. Código del algoritmo genérico Q-Learning (Fonseca Reyna et al., 2015)

Los agentes necesitan equilibrar entre la exploración y la explotación. El método de selección de acciones ϵ -greedy instruye al agente a seguir la política actual π que consiste la mayoría de las veces en elegir una acción al azar (con igual probabilidad para cada posible acción "a" en el estado actual "s"). La probabilidad ϵ determina cuándo elegir una acción al azar; esto permite cierto equilibrio entre la exploración y la explotación.

Como bien hemos explicado en capítulos anteriores, en el problema de secuenciación de un taller de flujo o Flowshop Scheduling Problem (FSSP) todos los trabajos tienen el mismo orden de operación de procesamiento al pasar por las máquinas. Este modelo toma los tiempos de procesamiento de las operaciones como parámetros de entrada, con el objetivo de encontrar cierta secuencia de trabajo que minimice el tiempo de inactividad, a largo plazo. Para ajustarse al método Q-Learning, es razonable definir los estados como secuencias de trabajos, o más precisamente relaciones de precedencia de los trabajos. Los cambios de estado (o acciones) se definen como cambios en las relaciones. Una acción es realizada por un operador de permutación, que establece una secuencia de trabajo de acuerdo con las preferencias de precedencia. Al principio no se dan preferencias, por lo que los estados se atraviesan aleatoriamente. A medida que avanza el aprendizaje, las preferencias se actualizan, lo que a su vez influye en la política de selección de acciones que convergen en la secuencia de empleos encontrada casi óptima. En este sentido, el algoritmo de aprendizaje es un procedimiento de búsqueda dirigida. Este agente tomará decisiones sobre futuras acciones. Para este agente tomar una acción significa decidir qué trabajo procesar a continuación del conjunto de trabajos disponibles actualmente.

Cuando se selecciona un trabajo, éste es procesado por todas las máquinas. El agente puede seleccionar el mejor trabajo teniendo en cuenta el valor q asociado (explotación), o puede seleccionar un trabajo al azar (exploración). El mecanismo de selección de acciones se ejecuta mediante una política ϵ -greedy (Fonseca-Reyna et al., 2017).

Algorithm 2 Pseudo Code of the QL for the FSSP:

```
Initialize_Parameters – Number of cycles, learning rate, discount factor, epsilon, instance path;
Read_from_file – Read the data from the instance received as parameter;
Initialize_Q-values;
For 0 to number of cycles do:
    C_max = Execute_Q-Learning;
    If C_max < Best_found then Best_found = C_max;
Print_Solution;

Execute_Q-Learning {
Initialize s;
While set Possible_Agents != ∅
    For each agent in Possible_Agents
        Choose action using e-greedy policy;

        Take action a, observe cost and s'
        Update Q-value;
        Update sets (Possible_Agents and the corresponding jobs in the queues)
End while;
}
```

Imagen 15. Código del algoritmo Q-Learning aplicado a flowshop (Fonseca Reyna et al., 2015)

Con este último algoritmo damos por explicado el funcionamiento del algoritmo Q-learning de manera teórica para pasar a definir las especificaciones del algoritmo programado para este caso. A grandes rasgos el algoritmo de Q-Learning que se ha diseñado es muy similar a lo explicado en los anteriores párrafos en cuanto a que se trata de un algoritmo que explora el espacio de soluciones de todas las posibles combinaciones de que pueda tener una secuencia de n trabajos que es $(n!)$, donde n denota el número de trabajos que se procesan. La forma en la que el algoritmo explora el espacio de soluciones se basa en actualizar los valores de una matriz que le sirve para decidir las combinaciones que va a probar en futuras ocasiones. El algoritmo recibe una recompensa cada vez que llega a una secuencia donde mejora el makespan (lo minimiza). De esta forma se busca que el algoritmo converja cada vez a mejores soluciones. Para favorecer que aprenda a buscar mejores soluciones se utilizan parámetros tales como ϵ y α ya explicados.

El algoritmo de Q-Learning codificado lee en primer lugar los datos de un fichero en el que aparecen los tiempos dependiendo del trabajo y de la máquina en el que se procesen. A continuación, se dispone a entrar en un bucle en el que analizará instancias de datos que se encuentran en ese fichero durante una serie de repeticiones denominadas n_{rep} . Una vez comenzada a explorar la primera instancia de datos el algoritmo inicializa la matriz de valores q y genera un estado inicial aleatorio que viene influenciado por los parámetros predefinidos como son ϵ y α y que comprobará cada vez que realice una iteración para modificar la matriz de valores q .

```
def check_state(state,q_table,key_cont, unknow):

    key_name=tuple(state)
    if key_name not in q_table.keys():
        q_table[key_name] = q_table.pop(key_cont)
        key_cont+=1
        unknow+=1

    return q_table,key_cont, unknow
```

Imagen 16. Captura de pantalla del código para comprobar el estado

El siguiente paso consiste en tomar la decisión de moverse a explorar una zona del espacio de soluciones. Según los valores de la q_table se moverá a una zona u otra del espacio de soluciones creando sus propios criterios.

```
def action(epsilon, state, q_table,j_sequence, know):

    state_actions_value = [q_table[tuple(state)][i] for i in state]

    #if (len(state)==j_num):
    #    action_job=int(np.random.choice(state, 1, replace=False))
    #else:
    if (np.random.uniform() > epsilon) or (all(i == 0 for i in state_actions_value)):
        action_job=int(np.random.choice(state, 1, replace=False))
    else:
        action_job=state[state_actions_value.index(max(state_actions_value))]
        know+=1

    #    print(state,action_job)
    next_state=state[:]
    next_state.remove(action_job)
    #    print(next_state)
    j_sequence.append(action_job)
    return next_state,action_job,j_sequence, know
```

Imagen 17. Captura de pantalla del código que define qué acción tomar

Una vez tomada la acción se vuelve a comprobar el estado y se genera una nueva secuencia. Si esta secuencia es mejor que la encontrada hasta el momento se almacena y a la vez se recompensa al algoritmo. Este proceso se realiza durante las iteraciones predeterminadas a menos que el algoritmo lleve una serie de iteraciones seguidas que no mejora sus resultados por lo que parará de explorar el espacio de soluciones y saltará a la siguiente instancia. Como hemos explicado explorará cada instancia un número repetido de veces para evitar el factor casualidad o suerte.

5.2 PROPUESTA DE SOLUCIÓN 2: ALGORITMO SARSA

El algoritmo SARSA cuyas siglas son “State-Action-Reward-State-Action” tiene un funcionamiento similar al del Q-learning en cuanto a la política de recompensa; pero se basa en la evaluación de estados y acciones para llegar a soluciones. El algoritmo SARSA es un algoritmo de política para el aprendizaje TD (Temporal Difference) que consiste en que almacena resultados en distintos estados temporales. La mayor diferencia entre él y el Q-Learning, es que

la máxima recompensa para el siguiente estado no se utiliza necesariamente para actualizar los valores Q. En su lugar, se selecciona una nueva acción, y por lo tanto una recompensa, utilizando la misma política que determinó la acción original. El nombre SARSA en realidad viene del hecho de que las actualizaciones se hacen usando el quintuple $Q(s, a, r, s', a')$ ²⁸. Donde:

- s, a son el estado y la acción originales
- r es la recompensa observada en el siguiente estado
- s', a' son el nuevo par de estado y acción.

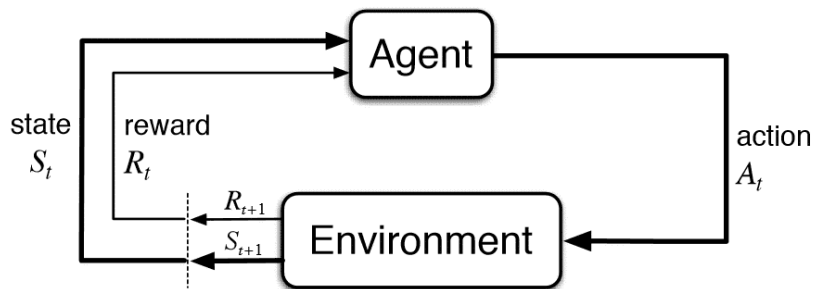


Imagen 18. Boceto del funcionamiento del algoritmo SARSA (Fuente: Google imágenes)

```
Initialize  $Q(s, a)$  arbitrarily
Repeat (for each episode):
  Initialize  $s$ 
  Choose  $a$  from  $s$  using policy derived from  $Q$ 
    (e.g.,  $\epsilon$ -greedy)
  Repeat (for each step of episode):
    Take action  $a$ , observe  $r, s'$ 
    Choose  $a'$  from  $s'$  using policy derived from  $Q$ 
      (e.g.,  $\epsilon$ -greedy)
     $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)]$ 
     $s \leftarrow s'; a \leftarrow a';$ 
  until  $s$  is terminal
```

Imagen 19. Funcionamiento simplificado del algoritmo SARSA (Fuente: Google Imágenes)

Observamos en las imágenes precedentes que como bien hemos mencionado el algoritmo SARSA tiene similitudes evidentes en muchos aspectos con respecto al Q-learning. De hecho, el algoritmo SARSA codificado para el problema de secuenciación que nos atañe es muy similar al explicado en el apartado anterior del algoritmo Q-Learning con alguna diferencia puntual que muestra que es un derivado de este. La diferencia principal y esencial reside en la decisión que toma el algoritmo para moverse en el espacio de soluciones. En el caso del algoritmo SARSA programado; el algoritmo define el estado y selecciona la próxima acción a tomar en función de la recompensa recibida y del estado anterior

²⁸ Cfr: <https://www.cse.unsw.edu.au/~cs9417ml/RL1/algorithms.html> [en línea: mayo 2020]

```

def action_sarsa(epsilon, state, action_job, q_table, j_sequence, know):

    next_state=state[:]
    next_state.remove(action_job)

    j_sequence.append(action_job)

    if tuple(next_state) not in q_table.keys():
        next_action_job=int(np.random.choice(next_state, 1, replace=False))
    else:
        state_actions_value = [q_table[tuple(next_state)][i] for i in next_state]
#    print(state)
        if (np.random.uniform() > epsilon) or (all(i == 0 for i in state_actions_value)):
            next_action_job=int(np.random.choice(next_state, 1, replace=False))
        else:
            next_action_job=next_state[state_actions_value.index(max(state_actions_value))]
            know+=1

    #print(state,action_job)
    #print(next_state)
    #print(next_action_job)
    return next_state,next_action_job,j_sequence,know

```

Imagen 20. Código que define el funcionamiento de la acción SARSA.

El resto del proceso de evaluación, almacenamiento soluciones que mejoren las encontradas hasta el momento y de las actualizaciones de los valores Alpha y epsilon siguen un funcionamiento idéntico al explicado en el algoritmo de Q-Learning.

5.3 PROPUESTA DE SOLUCIÓN 3: ALGORITMO DOBLE Q-LEARNING

El Doble Q-learning es el hecho de poner en funcionamiento en paralelo dos algoritmos Q-Learning que exploran a la vez el espacio muestral. El algoritmo juega con dos funciones de valor, de manera que hay dos juegos de pesos (θ y θ'). El algoritmo recibe dos valores que se aprenden asignando cada experiencia de forma aleatoria para actualizar. Para cada actualización, un conjunto de pesos se utiliza para determinar la política de recompensa, por un lado; y, por otro lado, para determinar su valor.

Algorithm 1 : Double Q-learning (Hasselt et al., 2015)

Initialize primary network Q_θ , target network $Q_{\theta'}$, replay buffer \mathcal{D} , $\tau \ll 1$
for each iteration **do**
 for each environment step **do**
 Observe state s_t and select $a_t \sim \pi(a_t, s_t)$
 Execute a_t and observe next state s_{t+1} and reward $r_t = R(s_t, a_t)$
 Store (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) in replay buffer \mathcal{D}
 for each update step **do**
 sample $e_t = (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) \sim \mathcal{D}$
 Compute target Q value:
 $Q^*(s_t, a_t) \approx r_t + \gamma Q_{\theta'}(s_{t+1}, \text{argmax}_{a'} Q_{\theta'}(s_{t+1}, a'))$
 Perform gradient descent step on $(Q^*(s_t, a_t) - Q_\theta(s_t, a_t))^2$
 Update target network parameters:
 $\theta' \leftarrow \tau * \theta + (1 - \tau) * \theta'$

Imagen 21. Modelado del funcionamiento del algoritmo Doble Q-Learning

Claramente es un algoritmo evolucionado del Q-Learning que tiene mucho mayor potencial que este en entornos donde existan muchos datos. Para la problemática concreta las líneas de código que distinguen al algoritmo Doble Q-Learning con respecto a los anteriores comentados es también a la hora de tomar decisiones respecto a que acción tomar ya que este algoritmo explora el espacio de soluciones de dos formas en paralelo. De esta forma el código desarrollado parte del mismo punto que el explicado en el Q-Learning pero a la hora de explorar el espacio genera dos matrices de valores q o también llamadas dos q-table y toma acciones distintas para cada ramificación del Doble Q-Learning.

```
def action(epsilon, state, q_table, j_sequence, know):
    state_actions_value = [q_table[tuple(state)][i] for i in state]
    #if (len(state)==j_num):
    #    action_job=int(np.random.choice(state, 1, replace=False))
    #else:
    if (np.random.uniform() > epsilon) or (all(i == 0 for i in state_actions_value)):
        action_job=int(np.random.choice(state, 1, replace=False))
    else:
        action_job=state[state_actions_value.index(max(state_actions_value))]
        know+=1

    #    print(state, action_job)
    next_state=state[:]
    next_state.remove(action_job)
    #    print(next_state)
    j_sequence.append(action_job)
    return next_state, action_job, j_sequence, know

def action_2Q(state, q_table):
    state_actions_value = [q_table[tuple(state)][i] for i in state]

    if (all(i == 0 for i in state_actions_value)):
        action_job=int(np.random.choice(state, 1, replace=False))
    else:
        action_job=state[state_actions_value.index(max(state_actions_value))]

    return action_job
```

Imagen 22. Código desarrollado de las acciones que se realizan en el Doble Q-Learning

Observamos que se toman dos acciones en lugar que una y que estas acciones serán las que llevarán a una secuencia u otra que más adelante se compararán y se seleccionará aquella que tenga un mejor makespan o que mejore la secuencia almacenada hasta el momento.

5.4. CONCLUSIÓN

En este capítulo hemos podido profundizar en el funcionamiento del algoritmo de aprendizaje por refuerzo Q-learning, SARSA y Doble Q-Learning y en su aplicación conceptual en el campo de los talleres de flujo y del código desarrollado para la problemática concreta que se va a estudiar.

CAPÍTULO 6. PARAMETRIZACIÓN COMPARATIVA Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

El capítulo cinco consiste en la parametrización, comparación de algoritmos para seleccionar el que mejor funciona en términos que explicaremos a lo largo del capítulo y, finalmente analizaremos los resultados contrastándolos con los resultados estándar. Antes de comenzar el capítulo cabe recordar las etapas de lo que se pretende realizar. En el capítulo anterior se ha podido explicar la problemática de la empresa y también definir los algoritmos y justificar su elección. En este capítulo, se parametrizarán estos algoritmos (explicando en primer lugar la metodología que se ha seguido para la parametrización); a continuación, se compararán los algoritmos de una manera teórica utilizando un banco de datos estándar; y finalmente, en el próximo capítulo se planteará un caso realista para observar cómo funcionan los algoritmos en el entorno concreto de la empresa del sector cerámico seleccionada.

6.1. METODOLOGÍA EXPERIMENTAL Y DISEÑO DE EXPERIMENTOS

En este apartado del capítulo quinto definiremos la metodología experimental que constará de cuatro fases: fase de diseño, fase de implementación, fase de análisis y fase de evaluación. El objetivo de la definición de esta metodología experimental es el de parametrizar los tres algoritmos propuestos para conocer cuál de ellos es el mejor. Antes de continuar, cabe mencionar que toda la experimentación se realizará en el entorno de programación Anaconda y que el lenguaje utilizado para programar los algoritmos será Python.

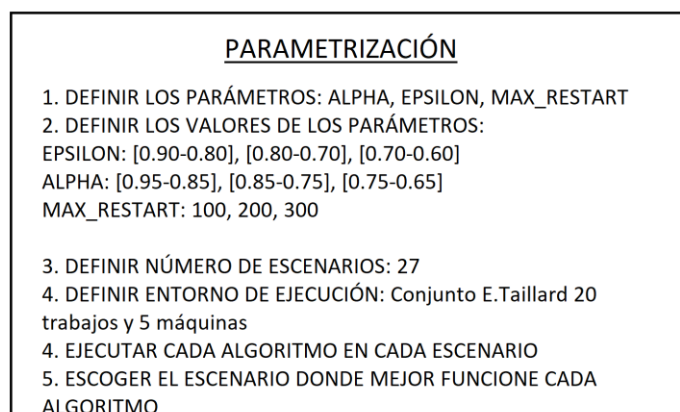


Imagen 23. Esquema compartimentado de la metodología experimental

En primer lugar, parametrizaremos los algoritmos. Una vez parametrizado el experimento nos centraremos en su evaluación. Para procurar que el experimento sea más

fiable lo repetiremos 3 veces de tal forma que eliminemos el factor casualidad y de esta forma obtengamos resultados más fiables y que muestran verdaderamente el comportamiento de ese algoritmo en ese banco de datos. Una vez obtenidos los resultados, el programa los volcará en un Excel en el que podremos ver datos tales como la repetición, el número de trabajos y de máquinas, el makespan y la secuencia.

Los algoritmos escogidos a raíz del análisis bibliográfico realizado en el apartado cuatro del capítulo tres son de IA y se han seleccionado por su potencial en el entorno de la secuenciación industrial. De entre estos algoritmos se seleccionará uno. Para realizar esta selección en el próximo capítulo se parametrizarán en primer lugar los tres algoritmos que explicamos a continuación en función de tres variables. Dos de ellas son rangos de las variables ϵ y Alpha que denotan la política Greedy que se va a utilizar y la tasa de aprendizaje respectivamente (estas variables se explicarán en el próximo apartado en profundidad) y que variarán en un rango. La tercera variable del algoritmo hace referencia al número de iteraciones que ha de seguir ejecutándose el algoritmo antes del final de la exploración del entorno de soluciones mientras no encuentre una secuencia con un mejor makespan al obtenido hasta el momento.

Con la bibliografía analizada se ha decidido que las variables tomen los siguientes valores para definir los parámetros óptimos de cada algoritmo. Por un lado, ϵ y Alpha se muestran en un rango; y, por otro lado, los valores que tome Max_Restart serán un único valor:

Tabla 6. Valores que tomarán las diferentes variables en el proceso de parametrización

EPSILON	ALPHA	Max_Restart
[0.8-0.9]	[0.85-0.95]	100
[0.7-0.8]	[0.75-0.85]	200
[0.6-0.7]	[0.65-0.75]	300

Estos son los parámetros que irán cambiando, dependiendo del escenario. No obstante, también habrá una serie de valores fijos que serán los mismos en los distintos escenarios y que son los siguientes:

- Max_Episodes= 1000 (Iteraciones realizadas en busca de la mejor solución).
- N_rep=3 (número de veces en que se van a analizar cada conjunto de datos).

Para parametrizar los tres algoritmos plantearemos 27 escenarios posibles de cada algoritmo según las combinaciones de los rangos de ϵ y Alpha y los valores que puede tomar Max_Restart. Una vez obtenidos los algoritmos compararemos mediante un ANOVA las medias del funcionamiento de cada algoritmo en cada escenario y seleccionaremos para cada algoritmo el escenario en el que mejor hayan funcionado en promedio. Cada escenario tendrá en común que se utilizará el mismo banco de datos estándar diseñados por el científico E. Taillard. El experimento será lo más parecido a la situación de la empresa y es por ello nos centraremos en analizar los casos de Taillard en los que se utilizan 5 máquinas y 20 trabajos (no

consideramos los escenarios de 5 máquinas y 50 trabajos; y 5 máquinas y 100 trabajos por falta de capacidad de computación del ordenador y porque con el escenario señalado es suficiente para determinar que algoritmo escogeremos según su robustez). En todo momento se tendrá en cuenta que se trata de un flowshop de permutación.

El objetivo de la parametrización es poder comparar cada algoritmo en su mejor versión. Tras el análisis experimental para ajustar los parámetros (que se realizará sobre un conjunto de datos standard generado por E.Taillard) se compararán los algoritmos parametrizados y se escogerá el que mejor funcionamiento tenga atendiendo a su robustez. Al mismo tiempo compararemos los resultados con los mejores resultados obtenidos en el uso de los conjuntos estándares de E.Taillard para 5 máquinas y 20 trabajos de tal forma que sabremos cómo son nuestros resultados en comparación con los óptimos facilitados en los conjuntos E.Taillard escogidos. Una vez parametrizados los algoritmos, como hemos adelantado, evaluaremos el funcionamiento del algoritmo en cuanto a la robustez de este y lo compararemos con el de otras técnicas utilizadas. Por último, haremos el ANOVA mediante Statgraphics para terminar de validar los resultados. Comparando las medias del makespan presentado en cada algoritmo realizaremos un test de hipótesis para averiguar qué algoritmo es menos sensible a la variabilidad.

De entre los métodos estadísticos para la validación, en este trabajo de fin de grado, utilizaremos el ANOVA. Necesitaremos esta herramienta para la validación del proceso tanto en la parametrización donde elegiremos los valores de los parámetros del algoritmo que comentaremos más adelante; como en la evaluación que en este trabajo nos centraremos en la comparación con otro algoritmo. Utilizaremos ANOVA y árboles de decisión para identificar los escenarios en los que funciona mejor cada algoritmo que consideramos. Utilizaremos también la estadística descriptiva y las gráficas para la comparación global entre algoritmos.

En un análisis ANOVA los pasos que seguiremos son los siguientes:

1. Identificación de la variable explicada y de las variables explicativas. En nuestro caso la variable explicada o variable dependiente será el makespan. La variable explicativa o independiente serán el método, el número de trabajos y las iteraciones. De modo genérico la variable explicada se puede medir como el incremento porcentual sobre el óptimo, o la cota mínima conocida (upper bound), del valor examinado promedio de un problema para el conjunto de ejemplares. Su expresión matemática es:

$$IPSOVEP = \left(\sum_{i=1}^n \frac{Sol_i - MejorSol_i}{MejorSol_i} \right) / n$$

2. Establecer estrategia experimental o Plan de experimentación. Las tres claves de este apartado son el ejemplar (cada instancia de datos empleada para realizar la ejecución del algoritmo), el conjunto (o serie de ejemplares representativos de un entorno -10 es número adecuado y se sugiere repetir la ejecución hasta disponer de un total de 3 muestras en cada conjunto-), tratamiento (combinación de parámetros que define un escenario).

3. Efectuar los experimentos: consideraremos la necesidad de aleatorizar los experimentos para evitar efectos negativos desde el punto de vista estadístico. Trataremos de automatizar esta parte para ayudar a la ejecución, realizar una buena programación para evitar dependencias entre experimentos y orientaremos los resultados obtenidos a su posterior análisis estadístico y visual.
4. Responder a las cuestiones relativas al problema. En este test paramétrico se establece una hipótesis y se comprueba la misma. Lo más común es que se plantee la hipótesis de que el resultado no se ve afectado por los parámetros. En este sentido se calcula la probabilidad de que se den varios escenarios: error tipo I (se asume que, SI hay una diferencia significativa, pero en realidad no la hay), error tipo II (se asume que NO hay una diferencia significativa, pero en realidad sí la hay), y los otros dos escenarios son los previstos que se muestran a continuación en la tabla.

Tabla 7. Descripción del test de hipótesis

$H_0 =$ No hay diferencia en la variable de respuesta.

		Test de la hipótesis H_0	
Valor de H_0		Rechazada	No Rechazada
Verdadero		Error Tipo I (Alfa)	Acierto
Falso		Acierto (Potencia)	Error Tipo II (Beta)

Para que el test sea fiable deben de cumplirse varias condiciones como son la normalidad, la homocedasticidad, la linealidad, la ausencia de correlación y la ausencia de multicolinealidad. Finalmente, sobre la interpretación del test cabe resaltar que: la observación inicial la haremos sobre las variables explicativas independientes y nos apoyaremos en gráficas para observar los valores medios y elegir el más adecuado. También analizaremos la interacción entre variables valiéndonos de gráficas. Por último, consideraremos la vinculación del efecto con el problema real teniendo en cuenta varios estadísticos como son el F-ratio, el P-valor, etc. Tendremos en cuenta la diferencia entre variables del contexto (nº máquinas, etc.) y parámetros controlados por nosotros (características del algoritmo).

Una vez parametrizados y realizado el ANOVA pasamos a la fase de evaluación. Esta evaluación se puede hacer contra el óptimo (aunque normalmente no se conoce), contra otro algoritmo o contra una cota que en el fondo es una referencia y puede ser inferior (mejor valor mediante cálculo matemático) o superior (mejor valor obtenido de forma experimental). La evaluación puede ser en función de los comportamientos positivos (valores promedios o casos de éxito) o negativos (dispersión). Por otro lado, un algoritmo puede ser bueno desde varios puntos de vista:

- Bondad: relativa al valor de las soluciones obtenidas.
- Complejidad: relativo a los recursos que necesita para obtener las soluciones.
- Robustez: sensibilidad frente a cambios de instancias, parámetros.

Una vez evaluados los algoritmos seleccionaremos el que mejor se comporte en lo referente a su parámetro de robustez y lo aplicaremos a un caso realista en el siguiente capítulo.

6.2. IMPLEMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

Una vez explicada la metodología experimental y el diseño de experimentos pasamos a mostrar los resultados realizados obtenidos después de correr el código programado de cada algoritmo en cada uno de los 27 escenarios. Este código recibía como inputs las instancias del banco de datos estándar para 20 trabajos en 5 máquinas de E.Taillard y los outputs han sido por cada escenario dos documentos Excel. Recordamos que de todas las iteraciones que el algoritmo realizaba en cada instancia (1000 como máximo) sólo se ha almacenado la mejor solución encontrada en cada repetición. El primer Excel nos ha facilitado datos tales como:

- Repetición: valor que oscila entre 0 y 2 y que referencia el número de veces que el algoritmo ha explorado las soluciones existentes en esa instancia.
- Número de máquinas: número constante e igual a 5 que muestra el número de máquinas de cada instancia.
- Número de trabajos: número constante e igual a 20 que muestra el número de trabajos que se pretenden secuenciar en el problema.
- Bloque o instancia: conjunto de datos que ha analizado el algoritmo. Existen en total 10 conjuntos diferentes que han sido representados con la letra B que hace referencia al bloque o instancia; y el número del conjunto que varía de 1 a 10.
- Best Makespan: mejor makespan (menor en cuanto a tiempo) encontrado en el espacio muestral analizado.
- IPSO: parámetro obtenido dividiendo la diferencia entre el makespan de la instancia en cuestión con la instancia en la que se ha obtenido el mejor makespan de la misma repetición.
- Iteraciones: número de iteraciones realizadas antes de parar el algoritmo.
- Mejor secuencia: imprime la secuencia que ha dado lugar al mejor makespan.

La cabecera de este Excel sería tal y como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 8. Representación visual de las columnas del Excel 1 y de sus posibles valores

Repetición	Número trabajos	Número máquinas	Bloque	Best makespan	IPSO	Iteraciones	Mejor secuencia
[0-2]	20	5	[B1-B10]	Nº	[0-1]	Nº	[nº1,nº2,nº3,...,nº20]

El primer Excel es interesante en cuanto a que nos da mucha información sobre cómo se ha desarrollado todo el experimento; no obstante, el segundo Excel es el que nos va a ayudar a parametrizar verdaderamente cada algoritmo. En este segundo Excel están imprimidos datos tales como:

- Escenario: hace referencia al algoritmo que se ha utilizado en para explorar el escenario en cuestión. Cabe recordar que llamamos escenario a una de las 27 posibles combinaciones de entre los rangos de valores Alpha y Épsilon, y el valor que pueda tomar MAX_Restart.
- Repetición: valor entre 0 y 2 ya explicado previamente.
- Número de trabajos: valor constante para este experimento e igual 20.
- Número de máquinas: valor constante para este experimento e igual a 5.
- Épsilon Max: valor superior del rango que puede tomar el valor Épsilon y que varía entre los números 0.9, 0.8, 0.7.

- Épsilon Min: valor inferior del rango que puede tomar el valor Épsilon y que varía entre los números 0.8, 0.7, 0.6.
- Alpha Max: valor superior del rango que puede tomar el valor Alpha y que varía entre los números 0.95, 0.85, 0.75.
- Alpha Min: valor inferior del rango que puede tomar el valor Alpha y que varía entre los números 0.85, 0.75, 0.65.
- MAX_RESTART: número de iteraciones tras las que si el algoritmo no ha encontrado un mejor resultado dejará de explorar el espacio de soluciones. Este valor puede ser 100, 200, 300.
- IPSOPEP: Esta variable representa el promedio de todas las variables IPSO de cada repetición. Como hemos explicado previamente esta variable es la que nos va a permitir parametrizar el algoritmo ya que nos mostrará claras las interacciones entre las diferentes variables al realizar una ANOVA multifactorial en la aplicación Statgraphics.

Una vez conseguidos los dos documentos Excel tras correr cada algoritmo en cada uno de los 27 escenarios; hemos obtenido $27 \times 2 \times 3 = 135$ documentos Excel. Para continuar con el experimento, se han agrupado todos los resultados de los Excel 2 en una única hoja Excel. De esta forma se ha llegado a tener un único documento que contiene las mismas columnas que el Excel 2 pero el número de filas que en un principio era de tres para cada Excel 2 (número de repeticiones en cada escenario) ahora asciende a $3 \times 27 \times 3 = 243$ que representan los valores IPSOPEP resultantes en cada repetición en cada escenario explorado por cada uno de los tres algoritmos.

El siguiente paso ha sido volcar los datos almacenados en este Excel que contiene todos los IPSOPEP del experimento en Statgraphics. En el software estadístico se ha realizado en primer lugar, con el objetivo de parametrizar cada algoritmo, un ANOVA multifactorial teniendo en cuenta épsilon, Alpha y MAX_RESTART. No obstante, por la dependencia lineal existente entre las tres variables se ha decidido separar MAX_RESTART de Épsilon y Alpha.

Lo primero que se ha determinado ha sido el parámetro MAX_RESTART óptimo para cada algoritmo; esto es, el que minimizaba el IPSOPEP. Para ello se ha realizado un ANOVA multifactorial señalando como variable dependiente el valor de IPSOPEP y como factores el algoritmo y la variable MAX_RESTART. Los resultados indican el mejor valor a tomar por cada algoritmo se muestran en el gráfico de interacciones que ha generado Statgraphics para visualizar los resultados:

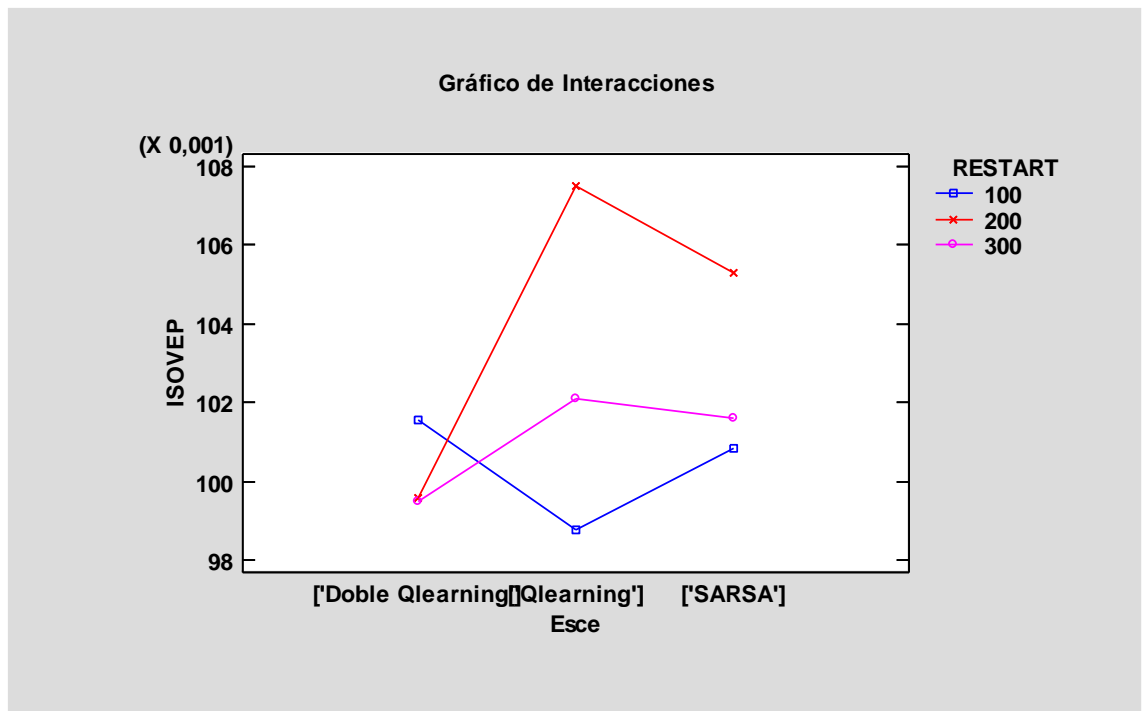


Imagen 24. Gráfico de interacciones entre los factores algoritmo y MAX_RESTART del experimento

En el gráfico se observan ya las primeras conclusiones del experimento, que son los mejores parámetros de MAX_RESTART para cada algoritmo:

- Doble Q-Learning: observamos que el parámetro óptimo para esta variable puede ser tanto 200 como 300. Con los resultados obtenidos podemos decir que se puede coger indistintamente un valor u otro. Sin embargo, por motivos de eficiencia del algoritmo escogeremos 200 como valor del parámetro MAX_RESTART.
- Q-Learning: el valor óptimo según este experimento para el parámetro MAX_RESTART es 100. Por tanto, escogeremos este valor.
- SARSA: al igual que en el algoritmo Q-Learning, se observa que para el algoritmo SARSA el mejor valor posible para el parámetro MAX_RESTART es el de 100.

Con todo, ya hemos parametrizado el valor de la variable MAX_RESTART para cada uno de los tres algoritmos. A continuación, pasamos a explicar cómo se ha realizado la parametrización del rango de valores óptimo de los parámetros ϵ y α . Para ello, se ha realizado un ANOVA multifactorial para cada algoritmo en el que la variable dependiente ha sido el valor IPSOPEP; y los factores han sido α Max y ϵ MAX. No es necesario seleccionar los valores mínimos que puede tomar el rango ya que por la forma en la que está diseñado el experimento se conocen automáticamente dados los valores superiores del rango.

Para el algoritmo Q-Learning se ha obtenido el siguiente gráfico de interacciones de las variables ϵ y α :

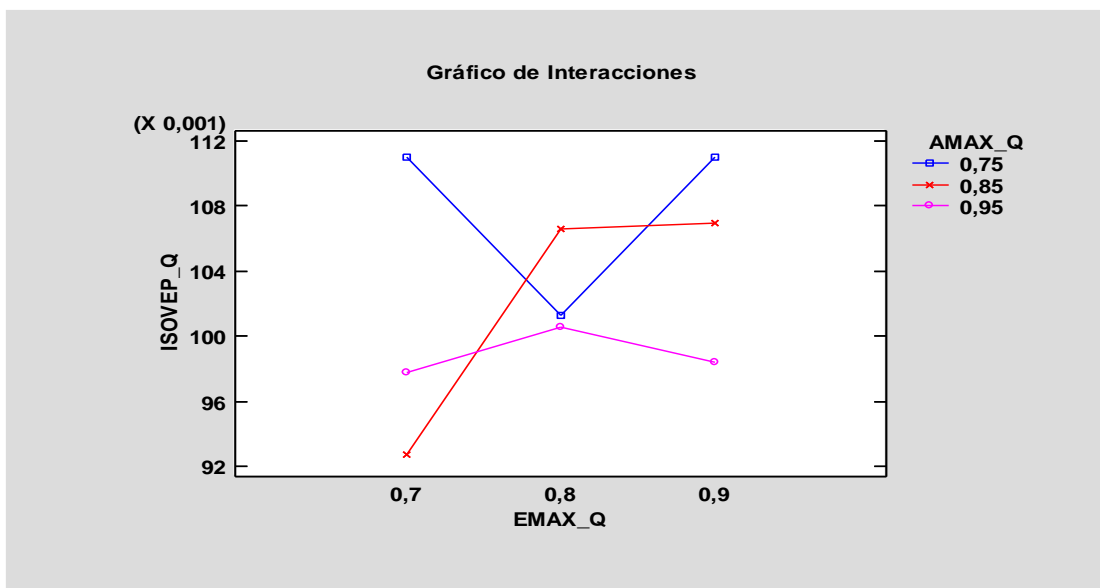


Imagen 25. Gráfico de interacciones entre los factores Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo Q-Learning

Observamos en el gráfico que los parámetros Alpha y Épsilon óptimos para el algoritmo Q-Learning son los rangos:

- Épsilon MAX=0.7 y Épsilon MIN=0.6
- Alpha MAX=0.85 y Alpha MIN=0.75

Si observamos también los datos estadísticos que nos facilita Statgraphics y que se presentan en la siguiente tabla nos encontramos con que se considera verdaderamente representativa la interacción entre EMAX (Épsilon MAX) y AMAX (Alpha MAX):

Tabla 9. Datos estadísticos del análisis de Varianza realizado a IPSOPEP en el Q-Learning

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
A:EMAX_Q	0,000325326	2	0,000162663	1,34	0,2691
B:AMAX_Q	0,00108122	2	0,00054061	4,44	0,0151
INTERACCIONES					
AB	0,00145928	4	0,00036482	3,00	0,0239
RESIDUOS	0,00875989	72	0,000121665		
TOTAL (CORREGIDO)	0,0116257	80			

Además de observar la significación de la relación entre los factores la tabla también nos informa de que en la interacción AMAX es significativa.

Para el algoritmo SARSA se ha obtenido el siguiente gráfico de interacciones de las variables épsilon y Alpha:

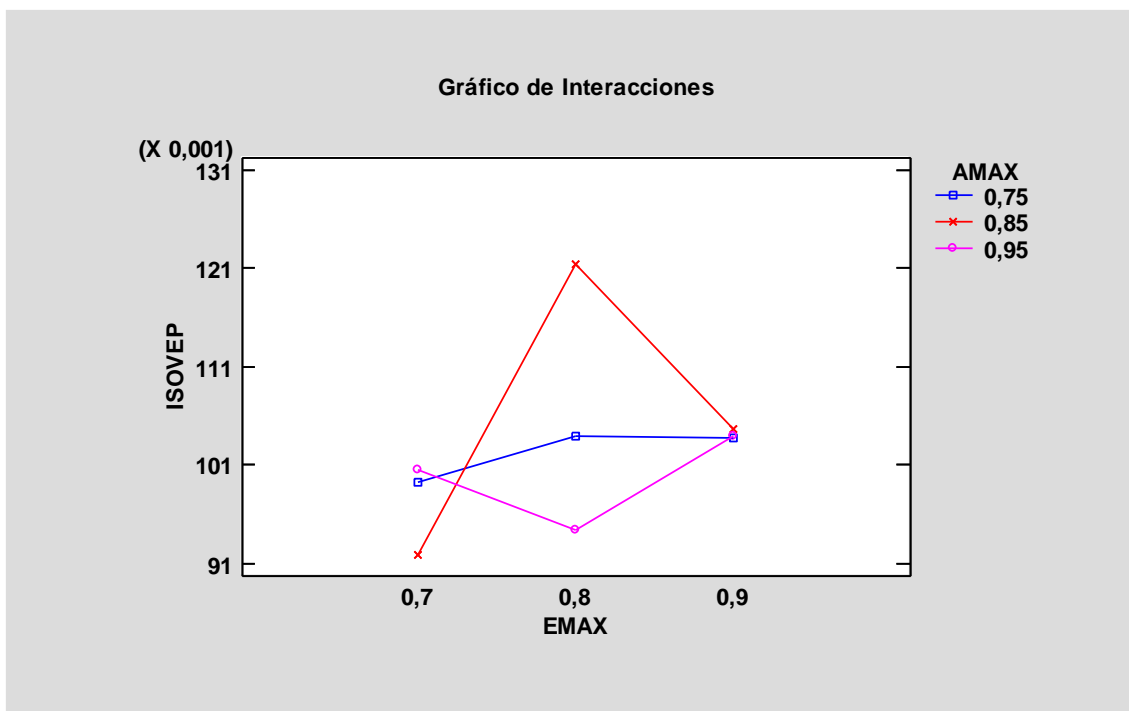


Imagen 26. Gráfico de interacciones entre los factores Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo SARSA

Observamos en el gráfico que los parámetros Alpha y Épsilon óptimos para el algoritmo SARSA son los rangos:

- Épsilon MAX=0.7 y Épsilon MIN=0.6
- Alpha MAX=0.85 y Alpha MIN=0.75

Si observamos también los datos estadísticos que nos facilita Statgraphics y que se presentan en la siguiente tabla nos encontramos con que se considera verdaderamente representativa la interacción entre EMAX (Épsilon MAX) y AMAX (Alpha MAX):

Tabla 10. Datos estadísticos del análisis de Varianza realizado a IPSOPEP en el SARSA

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
A:EMAX	0,00126369	2	0,000631845	5,54	0,0058
B:AMAX	0,000543981	2	0,00027199	2,38	0,0994
INTERACCIONES					
AB	0,00322746	4	0,000806866	7,07	0,0001
RESIDUOS	0,00821367	72	0,000114079		
TOTAL (CORREGIDO)	0,0132488	80			

Además de observar la significación de la relación entre los factores la tabla también nos informa de que en la interacción EMAX es significativa.

Para el algoritmo Doble Q-Learning se ha obtenido el siguiente gráfico de interacciones de las variables épsilon y Alpha:

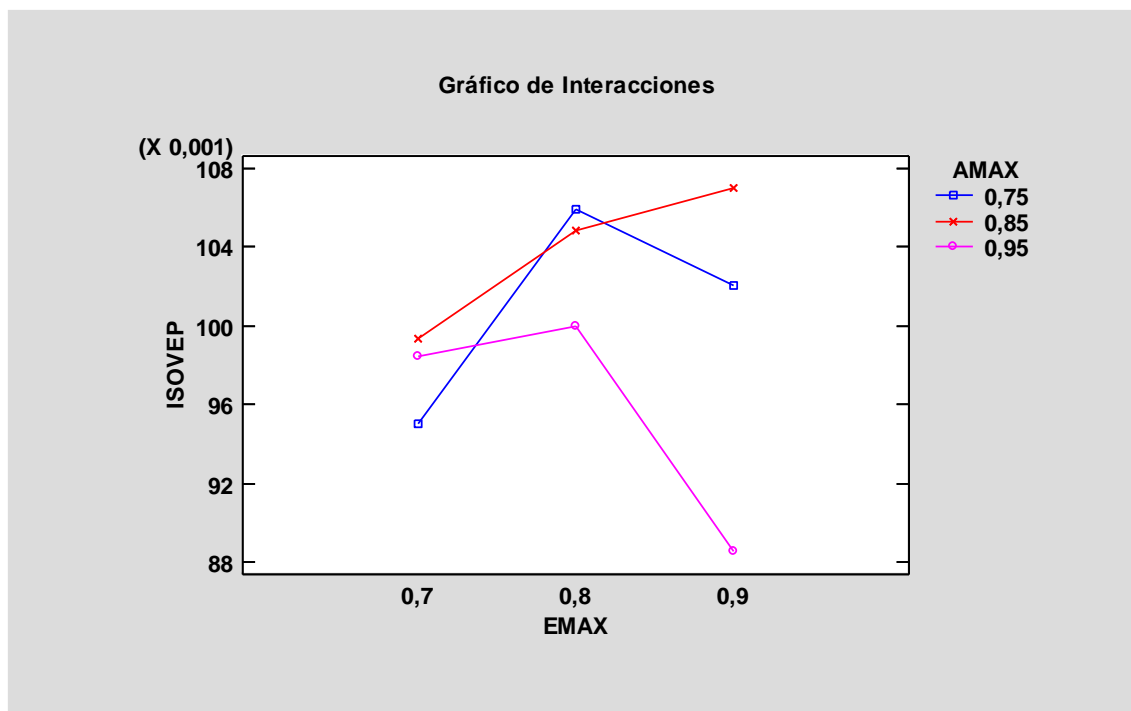


Imagen 27. Gráfico de interacciones entre Épsilon MAX y Alpha MAX del algoritmo Doble Q-Learning

Observamos en el gráfico que los parámetros Alpha y Épsilon óptimos para el algoritmo Doble Q-Learning son los rangos:

- Épsilon MAX=0.9 y Épsilon MIN=0.8
- Alpha MAX=0.95 y Alpha MIN=0.85

Si observamos también los datos estadísticos que nos facilita Statgraphics y que se presentan en la siguiente tabla nos encontramos con que se no considera verdaderamente representativa la interacción entre EMAX (Épsilon MAX) y AMAX (Alpha MAX):

Tabla 11. Datos estadísticos del análisis de Varianza realizado a IPSOPEP en el Doble Q-Learning

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
EFECTOS PRINCIPALES					
A:EMAX	0,000518474	2	0,000259237	1,81	0,1713
B:AMAX	0,000913608	2	0,000456804	3,19	0,0472
INTERACCIONES					
AB	0,00101557	4	0,000253893	1,77	0,1441
RESIDUOS	0,0103229	72	0,000143373		
TOTAL (CORREGIDO)	0,0127705	80			

Además de observar la significación de la relación entre los factores la tabla también nos informa de que en la interacción AMAX es significativa.

Por tanto, podemos dar por concluida la etapa de parametrización de los algoritmos. Ya tenemos los rangos y valores que hacen de cada algoritmo, para el experimento realizado, su

mejor versión. El último paso que nos queda por dar es el de comparar los algoritmos para escoger aquel algoritmo que de entre los propuestos que más adelante aplicaremos al caso realista simulado. Para realizar esta comparación se ha utilizado el criterio de los promedios para seleccionar el mejor algoritmo atendiendo a la bondad (minimizar el valor IPSOVEP) y robustez (menor variabilidad) del mismo:

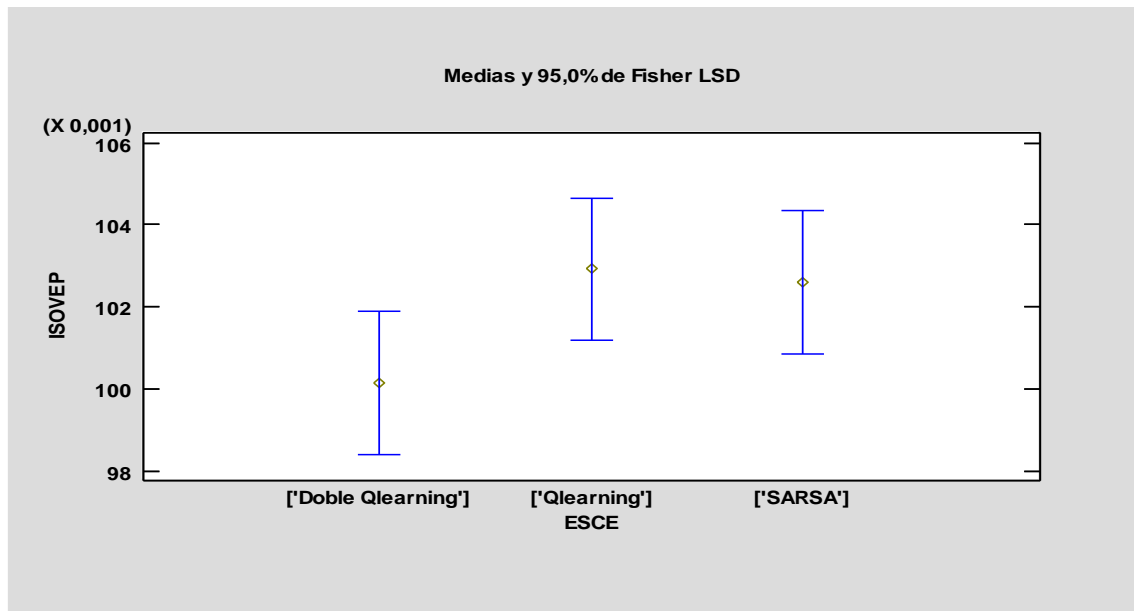


Imagen 28. Gráfico de promedios del funcionamiento de los algoritmos

En el gráfico 8 se ve patente que el mejor algoritmo en cuanto a bondad y robustez es el Doble Q-Learning. Por tanto, seleccionaremos este algoritmo como el ganador de entre las tres propuestas realizadas. A la hora de aplicar este algoritmo al caso realista tendremos en cuenta la parametrización realizada que la recordamos a modo de corolario de este apartado:

- Épsilon MAX=0.9 y Épsilon MIN=0.8
- Alpha MAX=0.95 y Alpha MIN=0.85
- MAX_RESTART=200

Con el objetivo de saber cómo es el funcionamiento de este algoritmo en este entorno; se ha comparado los resultados obtenidos al correr el Doble Q-Learning con los mejores resultados obtenidos en las instancias de datos de E.Taillard para 20 trabajos y 5 máquinas:

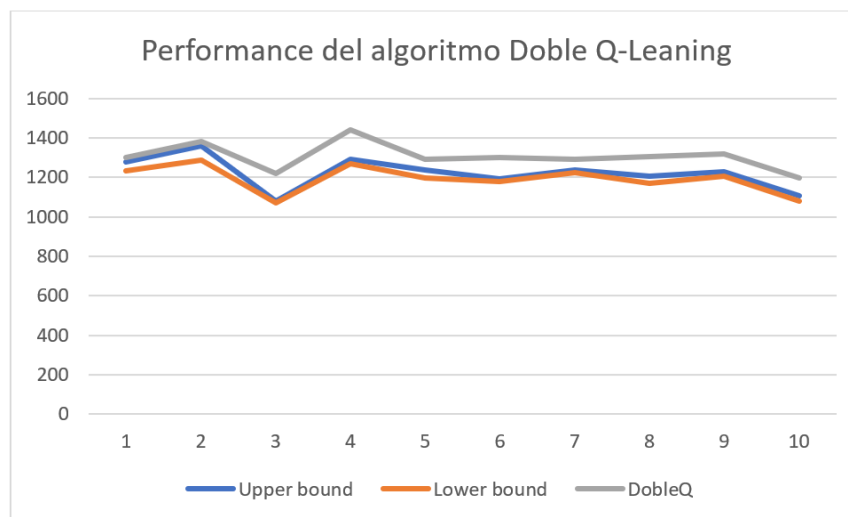


Imagen 29. Gráfico de comparación de los resultados del algoritmo con los mejores resultados estándar

Los resultados obtenidos con el algoritmo Doble Q-Learning parametrizado resultan estar muy cercanos al denominado Upper Bound o mejor resultado logrado experimentalmente. Hay valores dependiendo de las instancias que se acercan a menos de un 2% de este valor y otros que distan de él hasta un 12%.

6.3. CONCLUSIÓN

Una vez realizadas las propuestas de solución en el capítulo anterior; en este capítulo se ha definido la metodología experimental y el diseño de experimentos que tiene en cuenta en primer lugar la parametrización de los algoritmos propuestos y la comparación de la mejor versión de cada algoritmo (definida como la que junta los parámetros que resultan en un mejor comportamiento de este) mediante ANOVA. En el segundo apartado de este capítulo se ha parametrizado cada algoritmo siguiendo el diseño de experimentos definido y partiendo de los resultados obtenidos tras correr cada algoritmo en cada uno de los 27 escenarios; seguidamente, se ha comparado el funcionamiento de cada algoritmo, y se ha concluido que el mejor algoritmo atendiendo a los criterios de bondad y robustez es el algoritmo Doble Q-Learning.

Parte del código desarrollado (no todo por motivos de confidencialidad) para realizar estos experimentos se ha decidido ofrecerlo como open source por lo que se facilita el link para acceder al documento que lo contiene: <https://drive.google.com/file/d/1c9BOERbAIR4xYx507l49W8UNjr1ML5V9/view?usp=sharing>

CAPÍTULO 7. APLICACIÓN DE LA PROPUESTA AL CASO REALISTA

7.1. SIMULACIÓN DEL CASO REALISTA

Con la problemática planteada en el capítulo cuatro y los tiempos señalados de producción y setup, se han simulado 20 trabajos para ser procesados en el taller de flujo de permutación escogido. Esta simulación se ha realizado en Excel teniendo en cuenta los mix (frecuencia con la que se suele solicitar dicho producto o dicha característica del producto) de producción de cada tipo y de los lotes definidos por tipo.

Los mix de producción en metros cuadrados son los que se presentan en la tabla 11, que mostramos a continuación, en función de los tamaños que se producen en estas líneas que varían entre el tamaño mediando y grande de un azulejo. La tabla que se muestra contiene los tiempos y los mix de producción de los productos que se ha utilizado para realizar la simulación.

Tabla 12. Tabla de tiempos de procesamiento y de frecuencia de tipo pedido

EMPRESA	PRENSADO	HORNO	CLASIFICADO	MIX	INTERVALO
30x30 tipo 1	0,105	0,525	0,316	16%	0-16
30x30 tipo 2	0,11	0,535	0,316	13%	17-29
30x30 tipo 3	0,11	0,54	0,32	9%	30-38
40x40 tipo 1	0,12	0,55	0,33	30%	39-68
40x40 tipo 2	0,125	0,55	0,336	10%	69-78
50x50 tipo 1	0,135	0,565	0,343	17%	79-95
50x50 tipo 2	0,135	0,575	0,35	5%	96-100

En la tabla se observan los tiempos de procesamiento en m² por minuto de cada uno de los azulejos definidos por su tamaño y su tipo en cada una de las máquinas del taller de flujo. También se muestran en las dos últimas columnas la frecuencia de pedido de cada muestra y los intervalos que representa el mix y con el que se ha podido realizar la simulación.

La empresa cuenta con un lote mínimo de 1000m² y la tabla que se muestra a continuación muestra la frecuencia de aparición del tipo de lote que se va a producir dependiendo del azulejo que se pretende obtener.

Tabla 13. Tabla de frecuencia de aparición del tipo de lote

ARTÍCULO	MIX	INTERVALO	LOTE
30x30 tipo 1	50%	0-50	2000
30x30 tipo 1	50%	51-100	2500
30x30 tipo 2	50%	0-50	1000
30x30 tipo 2	25%	51-75	1500
30x30 tipo 2	25%	76-100	2500
30x30 tipo 3	20%	0-20	1000
30x30 tipo 3	20%	21-40	1500
30x30 tipo 3	60%	41-100	2000
40x40 tipo 1	17%	0-17	1000
40x40 tipo 1	16%	18-33	2000
40x40 tipo 1	16%	34-49	2500
40x40 tipo 1	35%	50-84	1500
40x40 tipo 1	16%	85-100	3000
40x40 tipo 2	50%	0-50	1000
40x40 tipo 2	50%	51-100	2000
50x50 tipo 1	57%	0-57	1000
50x50 tipo 1	14%	58-71	2000
50x50 tipo 1	14%	72-75	2500
50x50 tipo 1	15%	76-100	1500
50x50 tipo 2	100%	0-100	1500

Tras recordar determinar los mix de cada producto y de cada característica de cada producto, pasamos a hablar de la simulación. En primer lugar, en la tabla 13 se muestra la simulación realizada para determinar el tipo de azulejo según el tamaño que se pretende procesar en cada operación (T01, T02, ...). En segundo lugar, en la tabla 14 se determina el lote que corresponde procesar en cada pedido. En tercer lugar, en la tabla 15 se mostrarán los tiempos en minutos que tardará cada trabajo en procesarse en cada máquina. Finalmente, en la tabla 16 se mostrará la simulación realizada teniendo en cuenta un criterio de secuenciación sencillo, y que sólo se aplica con el objetivo de que sirva de ejemplo, como es el de que se procesen los trabajos de menor a mayor tamaño del azulejo que se pretende obtener.

En la tabla 13 se puede visualizar cómo se han generado valores aleatorios entre 0 y 1 en la segunda columna para definir los trabajos que se van a llevar a cabo; y dependiendo del valor se ha asignado en la tercera columna un producto concreto a cada trabajo. Una vez definidos los productos que se van a procesar en cada trabajo se ha vuelto a generar un número aleatorio y se definido el lote que se va a fabricar de cada producto. De esta manera, se ha simulado un conjunto de datos realistas en el que se pretende aplicar la propuesta de solución planteada.

Tabla 14. Simulación de los trabajos a procesar y del lote de producción de cada producto

TRABAJO	NºRAND	PRODUCTO	NºRAND	LOTE
T01	0,68	40x40 tipo 1	0,007	1000
T02	0,36	30x30 tipo 3	0,11	1000
T03	0,31	30x30 tipo 3	0,33	1500
T04	0,73	40x40 tipo 2	0,25	1000
T05	0,17	30x30 tipo 2	0,79	2500
T06	0,03	30x30 tipo 1	0,03	2000
T07	0,57	40x40 tipo 1	0,16	1000
T08	0,42	40x40 tipo 1	0,66	1500
T09	0,47	40x40 tipo 1	0,5	1500
T10	0,39	40x40 tipo 1	0,83	1500
T11	0,63	40x40 tipo 1	0,19	2000
T12	0,2	30x30 tipo 2	0,16	1000
T13	0,25	30x30 tipo 2	0,71	1500
T14	0,97	50x50 tipo 2	0,52	1500
T15	0,87	50x50 tipo 1	0,48	1000
T16	0,05	30x30 tipo 1	0,61	2500
T17	0,69	40x40 tipo 2	0,46	1000
T18	0,46	40x40 tipo 1	0,02	1000
T19	0,96	50x50 tipo 2	0,79	1500
T20	0,61	40x40 tipo 1	0,1	1000

Observamos que ya tenemos simulados y especificadas las características del conjunto de trabajos que se van a procesar en la empresa. El siguiente paso es determinar los tiempos de cada trabajo en cada máquina del taller de flujo. Para ello hemos tomado los datos simulados del tamaño de lote de cada producto en cada trabajo y teniendo en cuenta los m² por minuto de cada producto en cada máquina; se han calculado los tiempo finales que necesitarán para procesarse cada trabajo en cada máquina. Estos tiempos están expresados en minutos y se muestran en la tabla 14. Además, se facilitan también los totales de tiempo de proceso en por cada trabajo en el taller y también los tiempos totales que cada máquina estará procesando todos los trabajos que pasarán por ella.

Tabla 15. Tabla de tiempos de procesamiento según el trabajo simulado en cada máquina

TRABAJO	PRENSADO	HORNO	CLASIFICADO	TOTAL
T01	120	550	330	1000
T02	110	540	320	970
T03	165	810	480	1455
T04	125	550	336	1011
T05	275	1337	790	2402
T06	210	1050	632	1892
T07	120	550	330	1000
T08	180	825	495	1500
T09	180	825	495	1500
T10	180	825	495	1500
T11	240	1100	660	2000
T12	110	535	316	961
T13	165	802	474	1441
T14	202	862	525	1589
T15	135	565	343	1043
T16	262	1312	790	2364
T17	125	550	336	1011
T18	120	550	330	1000
T19	202	862	525	1589
T20	120	550	330	1000
TOTAL	3346	15550	9332	

Una vez conocidos los tiempos que tardará cada trabajo en procesarse en cada máquina estamos en condiciones de plantear una primera simulación del procesamiento de los 20 trabajos en el taller de flujo de la empresa escogida. Esta primera aproximación, antes de aplicar la propuesta de solución se ha realizado a modo de ejemplo. El criterio de secuenciación utilizado es algo tan simple como procesar en primero los trabajos de los productos de menor extensión (como son en este caso los azulejos 30x30) y después los de mayor tamaño (como son los azulejos 40x40 y 50x50).

Tabla 16. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos

SIMULACION				
TRABAJO	PRODUCTO	PRENSA	HORNO	CLASIFICADORA
T06	30x30 tipo 1	210	760	1090
T16	30x30 tipo 1	230	1300	1620
T05	30x30 tipo 2	395	2110	2590
T12	30x30 tipo 2	520	2660	2996
T13	30x30 tipo 2	795	3997	4787
T02	30x30 tipo 3	1005	5047	5679
T03	30x30 tipo 3	1125	5597	6009
T01	40x40 tipo 1	1305	6422	6917
T07	40x40 tipo 1	1485	7247	7742
T08	40x40 tipo 1	1665	8072	8567
T09	40x40 tipo 1	1905	9172	9832
T10	40x40 tipo 1	2015	9707	10148
T11	40x40 tipo 1	2180	10509	10983
T18	40x40 tipo 1	2382	11371	11896
T20	40x40 tipo 1	2517	11936	12279
T04	40x40 tipo 2	2779	13248	14038
T17	40x40 tipo 2	2904	13798	14374
T15	50x50 tipo 1	3024	14348	14702
T14	50x50 tipo 2	3226	15210	15735
T19	50x50 tipo 2	3346	15760	16090 (2'8 semanas)

Observamos que la duración del tiempo de procesamiento de los 20 trabajos para la problemática definida es de algo menos de tres semanas. Este tiempo de referencia con el criterio de secuenciación heurístico seleccionado nos da una referencia con la que compararemos más adelante entre otras.

Además de este criterio de secuenciación, que ha consistido en procesar los trabajos comenzando por aquellos que menor tamaño de azulejo y hasta llegar a los de mayor tamaño; se ha utilizado también otros tres métodos de secuenciación con el objetivo de poder más adelante comparar el algoritmo propuesto con estos métodos: el primero es la regla FIFO que determina que los trabajos han de procesarse en el mismo orden en que se presentan (en este caso comenzaríamos procesando primero el 1 y continuaríamos en orden ascendente hasta procesar el último que era el número 20).

El segundo es una regla heurística denominada regla SOT (menor tiempo de procesamiento) que minimiza el flujo o permanencia de las órdenes de trabajo en un taller (objetivo planteado en el estudio). En la regla SOT se plantea una regla de ordenación de las órdenes de fabricación en función de la duración de su proceso en cada una de las máquinas del sistema. Según esta regla, el trabajo que tiene el tiempo de procesamiento más corto en esa máquina es el que se selecciona. Esta regla se basa en la idea de que cuando se termina con rapidez un trabajo, otras máquinas más adelante recibirán el trabajo más pronto, dando como resultado una alta velocidad de flujo y una alta utilización de los recursos. Cabe mencionar que esta regla se utiliza en un contexto muy similar al que es objeto de estudio en este trabajo de fin de grado en (Vicens-Salort et al., 2011) donde se aplica a un caso real en la industria cerámica con resultados interesantes.

El tercero es a regla LRKTF cuyas siglas significan Longest Remaining Time First y cuya traducción es que se procesan primero los trabajos que tienen un tiempo de procesamiento mayor. Con estas cuatro reglas podremos comparar los resultados de estas con los que obtendremos en el apartado siguiente tras la aplicación del algoritmo de IA seleccionado al caso realista simulado. Las tablas de simulación de cada una de estas reglas se encuentran en el Anexo I. A continuación, se muestran los resultados de las secuencias y los makespan en función de cada criterio de secuenciación:

Tabla 17. Resultados reglas heurísticas aplicadas al caso real

Regla	Makespan	Secuencia
Tamaños	16090	[6,16,5,12,13,2,3,1,7,8,9,10,11,18,20,4,17,15,14,19]
FIFO	16002	[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20]
SOT	16452	[12,2,1,7,18,20,4,17,15,13,3,8,9,10,14,19,6,11,16,5]

Se ha generado en total 5 escenarios simulados (cuyos datos se facilitan en el Anexo I) teniendo en cuenta el proceso de simulación explicado; a continuación, mostramos el makespan de cada regla en cada instancia:

Tabla 18. Resultados de cada regla de secuenciación en cada uno de los escenarios

Regla	1	2	3	4	5
Tamaños	16090	20050	18560	21828	19120
FIFO	16002	19999	18697	22220	19100
SOT	16452	20350	18740	22320	19585
LRKTF	16147	19931	18426	21906	19165

Estos son los resultados obtenidos para la simulación realizada y que en ellos se observa que los mejores resultados para estos escenarios los ofrece el criterio de procesamiento FIFO y LRKTF. Pasamos por tanto a explicar y observar los resultados de la propuesta de solución de este TFG.

7.2. APLICACIÓN DE LOS RESULTADOS AL CASO DE ESTUDIO

Con la problemática planteada en el capítulo 4, el algoritmo seleccionado en el capítulo 6 y la simulación realizada en el capítulo 7; estamos en condiciones de realizar la aplicación de la propuesta de solución a la situación realista simulada en el taller de flujo de permutación de la planta de pavimento de la fábrica de producción de azulejos y otras cerámicas que estamos estudiando en este TFG.

Para ello determinamos en primer lugar mostramos los parámetros fijos y variables que consideramos para realizar la secuenciación de la producción de los 20 trabajos simulados. Recordamos que el algoritmo escogido es el Doble Q-Learning y que los parámetros definidos para optimizar su funcionamiento son:

- Épsilon MAX=0.9 y Épsilon MIN=0.8
- Alpha MAX=0.95 y Alpha MIN=0.85
- MAX_RESTART=200

Con respecto al resto de parámetros del código se ha tenido mantenido el número de repeticiones a realizar por parte del algoritmo para explorar el entorno de soluciones; y se ha ampliado el número de iteraciones a 10.000. Los resultados obtenidos del funcionamiento del algoritmo son los siguientes:

Repetición	Número trabajos	Número máquinas	Bloque	Best makespam	Mejor secuencia
0	20	3	B1	15976	[1, 16, 13, 0, 9, 19, 6, 10, 7, 15, 12, 17, 8, 14, 3, 4, 5, 2, 18, 11]
0	20	3	B2	18738	[9, 12, 15, 7, 13, 16, 10, 0, 6, 2, 1, 18, 3, 14, 11, 8, 4, 19, 5, 17]
0	20	3	B3	18206	[7, 17, 3, 1, 18, 16, 19, 0, 15, 8, 13, 5, 14, 9, 2, 10, 6, 12, 11, 4]
0	20	3	B4	21664	[2, 9, 17, 5, 13, 7, 8, 3, 16, 11, 12, 14, 6, 19, 4, 0, 10, 18, 1, 15]
0	20	3	B5	18914	[3, 14, 17, 12, 11, 10, 2, 5, 8, 19, 6, 0, 18, 7, 16, 13, 1, 15, 4, 9]
1	20	3	B1	15976	[1, 16, 18, 4, 14, 5, 12, 8, 3, 17, 9, 10, 15, 19, 7, 2, 6, 13, 0, 11]
1	20	3	B2	18738	[9, 14, 13, 15, 16, 3, 0, 8, 12, 19, 5, 4, 1, 11, 10, 6, 2, 7, 18, 17]
1	20	3	B3	18196	[14, 0, 15, 3, 5, 17, 6, 2, 12, 1, 16, 19, 8, 10, 9, 7, 11, 13, 18, 4]
1	20	3	B4	21664	[2, 1, 9, 3, 17, 16, 18, 4, 6, 13, 0, 19, 11, 7, 8, 10, 12, 5, 14, 15]
1	20	3	B5	18910	[9, 13, 18, 10, 5, 8, 15, 19, 6, 2, 7, 16, 11, 1, 12, 0, 4, 17, 14, 3]
2	20	3	B1	15976	[1, 8, 14, 4, 19, 12, 10, 2, 17, 7, 13, 3, 15, 5, 9, 0, 18, 16, 6, 11]
2	20	3	B2	18738	[9, 10, 18, 7, 4, 12, 3, 6, 2, 11, 16, 15, 13, 8, 1, 5, 0, 14, 19, 17]
2	20	3	B3	18196	[14, 1, 11, 3, 19, 13, 6, 0, 7, 15, 8, 17, 10, 5, 12, 9, 2, 16, 18, 4]
2	20	3	B4	21664	[2, 10, 17, 1, 9, 14, 13, 4, 19, 6, 0, 11, 3, 12, 16, 7, 8, 5, 18, 15]
2	20	3	B5	18910	[9, 5, 0, 16, 6, 2, 11, 10, 1, 18, 15, 12, 19, 13, 8, 7, 17, 14, 4, 3]

Imagen 30. Resultados de la propuesta de solución

En la imagen se puede comprobar que el algoritmo llega ya en la primera repetición a la mejor solución encontrada en todo el tiempo que ha estado corriendo; aunque en la segunda repetición consigue mejorar algunas marcas. Mostramos a continuación la imagen comparativa con el resto de las reglas propuestas.

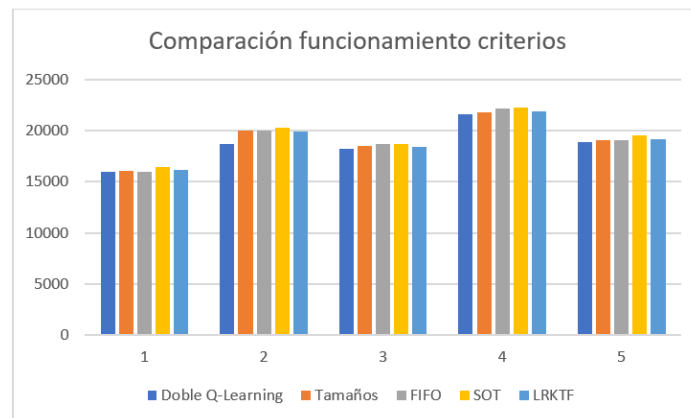


Imagen 31. Makespan resultante tras correr cada criterio de secuenciación en el banco de datos simulados

Con los resultados obtenidos observamos una mejora frente al resto de reglas de entre un 1 y un 4%. Esto implica una reducción en el tiempo completo de procesamiento de 26 minutos hasta 675 minutos y en promedio supone un ahorro de tiempo de más de 330 minutos. Los resultados son satisfactorios y la aplicación de esta propuesta de solución sería un buen modo de ahorrar tiempos en el entorno del sector cerámico.

7.3. CONCLUSIÓN

En este último capítulo se ha redactado la simulación de la problemática descrita y se ha aplicado la propuesta de solución al caso simulado. Los resultados han sido contrastados con cuatro criterios de secuenciación conocidos y se ha observado que el algoritmo ha logrado resultados mejores que los anteriores de tal forma que al aplicarse este algoritmo se conseguirá ahorrar tiempo en el proceso de secuenciación de las máquinas. Con ello, llegamos al final de este trabajo de fin de grado y a falta de presentar el horizonte temporal y el presupuesto del proyecto; damos por finalizada la parte experimental del análisis del caso realista de secuenciación industrial en la empresa de estudio dentro del sector cerámico.

CAPÍTULO 8. PLANIFICACIÓN

8.1. HORIZONTE TEMPORAL

En este apartado nos disponemos a exponer la duración del proyecto que vamos a llevar a cabo. Para realizar la programación nos hemos basado en la herramienta de gestión Microsoft Project. A continuación, podemos observar la planificación realizada teniendo en cuenta que el proyecto comenzó en enero y terminaría a principios de octubre con la última fase de seguimiento con una duración total de cuatro meses la fase de modelado, un mes la fase de implantación, y dos semanas la fase de seguimiento:

		Modo de tarea	Nombre de tarea	Duración	Comienzo	Fin	Predecesoras
1			Fase de modelado	90 días	lun 20/01/20	vie 22/05/20	
2			Comprensión del trabajo	5 días	lun 20/01/20	vie 24/01/20	
3			Búsqueda de información	15 días	vie 24/01/20	vie 14/02/20	2
4			Introducción objetivo y descripción	10 días	vie 14/02/20	vie 28/02/20	3
5			Selección del sector	10 días	vie 28/02/20	vie 13/03/20	4
6			Descripción de los procesos	5 días	vie 13/03/20	vie 20/03/20	5
7			Requerimientos específicos	5 días	vie 20/03/20	vie 27/03/20	6
8			Diseño del algoritmo	20 días	vie 27/03/20	vie 24/04/20	7
9			Simulación y análisis de resultados	15 días	vie 24/04/20	vie 15/05/20	8
10			Fase de implantación	19 días	mar 01/09/20	vie 25/09/20	1
11			Estudio del funcionamiento real de la empresa	4 días	mar 01/09/20	vie 04/09/20	9
12			Análisis de requerimientos de software	5 días	lun 07/09/20	vie 11/09/20	11
13			Propuesta de solución implementada	5 días	lun 14/09/20	vie 18/09/20	12
14			Formación	5 días	lun 21/09/20	vie 25/09/20	13
15			Fase de seguimiento	20 días	lun 28/09/20	vie 23/10/20	14

Imagen 32. Captura de las descripciones en Microsoft Project de tareas y tiempos

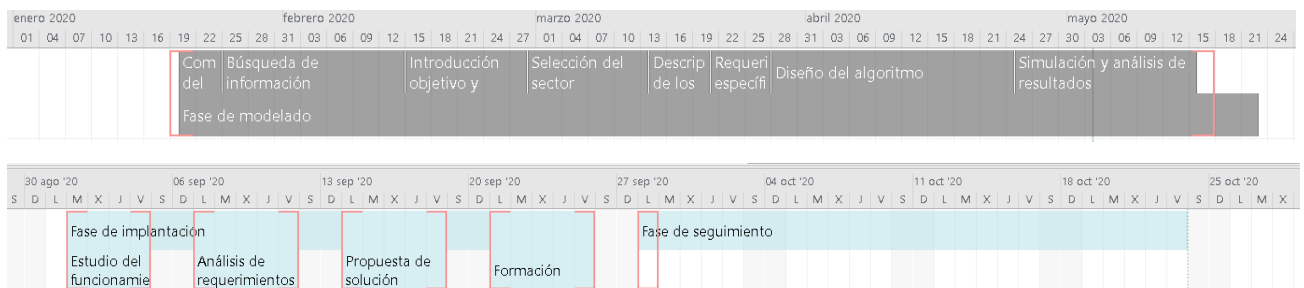


Imagen 33. Captura de calendario del proyecto

Observamos que el proyecto se divide en dos franjas temporales. El motivo es que por la situación actual del Covid19 es prudente dejar un margen temporal para comenzar a experimentar los cambios.

8.2. PRESUPUESTO Y RETORNO EN LA INVERSIÓN

Para llevar a cabo este proyecto la empresa tendrá que realizar una inversión para llevar a cabo el proyecto. Las ventajas de secuenciar reduciendo tiempos y con un algoritmo como el propuesto son muchas ya que se obtendrá mayor flexibilidad y la empresa será capaz de reducir costes por desperdicios de tiempo. A continuación, mostramos el presupuesto de lo que implicaría realizar la transformación en el proceso de secuenciación de la producción.

Entre otras cosas cabe destacar la inversión necesaria en la aplicación de esta técnica en cuanto al tiempo de prueba necesario para consolidar la implantación y también en el diseño del algoritmo y todas las horas dedicadas al proyecto en las respectivas fases.

INVERSIÓN			
CONCEPTO	COSTE POR HORA	Nº DE HORAS	INVERSIÓN
PLANIFICACIÓN	5'55	360	2000
DISEÑO	20	160	3200
SIMULACIÓN	10	120	1200
IMPLANTACIÓN	20	152	3040
FORMACIÓN	10	40	400
TOTAL			9840
AHORRO			
CONCEPTO	ALTERNATIVA	SELECCIONADO	AHORRO DIARIO
REDUCCIÓN DE TIEMPO	FIFO	DOBLE Q-LEARNING	100
RESUMEN			
INVERSIÓN	AHORRO/MES	RETORNO DE INVERSIÓN	
9840	3000	3'28 meses	

Imagen 34. Captura del presupuesto y retorno en la inversión del proyecto

Entre los conceptos cabe destacar:

- Hemos considerado que cada día de la semana se trabajan 8 horas.
- En el concepto PLANIFICACIÓN se han incluido los costes de las fases preparativas que no incluyen el diseño ni la simulación. Hemos supuesto que esta fase que no aporta valor la hemos valorado como realizada por un empleado junior a un precio de 5'55€ la hora.
- En el concepto de DISEÑO se hace referencia a la parte de desarrollo informático del algoritmo y los costes que esto supone por el perfil de profesional que lo ha de llevar a cabo. Esta parte aporta valor y hace falta tener un conocimiento profundo de tanto de secuenciación como de los algoritmos de IA y de su programación por lo que a esta parte y a la de Implantación hemos subido el coste por hora a 20€
- En el concepto IMPLANTACIÓN van incluidos los costes de implantación y coordinación con la base de datos de la empresa.

- 40 horas de formación que se emplean en enseñar al personal de planificación de la producción a utilizar correctamente el software.

Observamos que la inversión a realizar (en €) necesaria para llevar a cabo el proyecto posee un tiempo de retorno de la inversión de algo más de tres meses. A partir de esta fecha la disminución de los costes supondrá un aumento en el margen de beneficio. Esta reducción de costes es gracias al potencial del algoritmo de secuenciación en cuanto a reducción de tiempos. El motivo es porque con este algoritmo mejoramos el tiempo medio de secuenciación que había previamente en el sistema y agilizar el proceso de cada lanzamiento de secuenciación supone un ahorro de 100€ por día de producción.

El cálculo de este valor se ha realizado teniendo en cuenta variables tales como el makespan medio con el método previo utilizado en la planta de producción (dato que no se puede facilitar por motivos de confidencialidad); el aumento del ritmo de producción; la mejora de la eficiencia global del sistema y con ello del funcionamiento de la fábrica.

Con todo, queda definido el horizonte temporal y el presupuesto del proyecto.

CAPÍTULO 9. CONCLUSIONES

A lo largo del trabajo de fin de grado se ha explicado la resolución de un problema de secuenciación de la producción de azulejos en el sector cerámico mediante técnicas de Inteligencia Artificial. Se ha mostrado, en consecuencia, el potencial que tiene un Ingeniero de Organización Industrial con conocimientos en el ámbito de la programación de la Producción y a la vez conocimientos tecnológicos de herramientas tales como la IA.

En el trabajo se ha explicado un caso de empresa en el sector cerámico donde se ha mejorado la secuenciación, en un caso realista simulado, mediante algoritmos basados en Q-Learning (técnicas de IA de aprendizaje por refuerzo). Tras un análisis del sector y del proceso productivo se ha descrito la tecnología denominada IA y se ha mostrado un marco de referencia teniendo en cuenta los avances de esta tecnología en el campo de la secuenciación en los últimos años. A continuación, se ha planteado la problemática de la empresa en cuanto a la definición del taller de flujo a estudiar y las características concretas del problema que se ha abordado. Ciertamente en este apartado se han realizado algunas simplificaciones, aunque no por ello se han dejado de cumplir los objetivos de este trabajo.

Una vez explicada la problemática, se han explicado los algoritmos de Q-Learning propuestos como candidatos y se ha realizado un estudio con el objetivo de seleccionar qué algoritmo es más propicio en cuanto a su robustez para implementarlo en la empresa. Con los resultados obtenidos del ANOVA se ha determinado el algoritmo a seleccionar que ha sido el Doble Q-Learning. Con este algoritmo se ha secuenciado la producción del caso de estudio en la empresa llegando a obtener unos resultados satisfactorios y mejores que los obtenidos mediante otras técnicas de secuenciación ya que se ha logrado un ahorro en el tiempo de proceso o makespan. Con el consiguiente ahorro de costes por la reducción del tiempo de proceso se ha planteado un horizonte temporal para implementar la solución y se ha realizado un presupuesto del proyecto con su correspondiente retorno en la inversión.

Observamos por tanto que hemos cumplido los tres objetivos que nos habíamos propuesto al comienzo del TFG:

- En primer lugar, este trabajo ha servido para conocer en profundidad el sector cerámico y el proceso productivo del azulejo lo cual ayuda a entrever la necesidad que tiene este sector de Ingenieros de Organización Industrial ya que muchos de los problemas existentes en estas fábricas han sido estudiados en profundidad durante el Grado en Ingeniería de Organización Industrial.
- En segundo lugar, el trabajo ha servido para profundizar en el ámbito de la IA y en su influencia en la secuenciación de la producción. La IA es uno de los campos de estudio con mayor desarrollo en los últimos años y dominar este ámbito de la informática permitirá dotar a la empresa en la que se aplique de una ventaja competitiva sustancial respecto al resto de los players. Por otro lado, en este

TFG se observa el potencial de la IA en el problema concreto de la secuenciación de la producción. Combinar ambos elementos ayuda a comprender mejor cada uno individualmente y a darse cuenta de que es muy probable que pronto sea un tema añadido en las asignaturas de Programación y Control de Operaciones ya que la IA aporta una perspectiva nueva de cómo abordar el problema NP-hard que es la raíz de los problemas de optimización de secuenciación de la producción.

- Por último, en este trabajo se ha realizado un diseño de algoritmos de IA seguido de un proceso de experimentación y de su aplicación final en un caso realista. Ciertamente esta parte del trabajo requería de unos conocimientos informáticos que no se reciben a lo largo del Grado en Ingeniería de Organización Industrial, sino que se han adquirido mediante cursos y formación extracurricular además de por el apoyo del tutor y del estudio paralelo del alumno. Con todo, se ha realizado una experimentación, con las limitaciones computacionales que tiene el no poder acceder a ordenadores en la universidad con mayor memoria RAM y potencia computacional por motivos del covid19, y se han llegado a unos resultados plausibles que han ayudado en la selección del algoritmo a escoger y más adelante en la implementación de este algoritmo al caso de estudio.

En conclusión, se puede confirmar que el trabajo ha cumplido con sus objetivos y ha sido de gran utilidad para ampliar conocimientos en el campo de la programación y control de operaciones estudiado en el grado. Además, el hecho de haber podido desarrollar algoritmos de IA para secuenciar la producción ha permitido focalizarse en un ámbito de estudio muy nuevo dentro de la asignatura mencionada y que actualmente es objeto de estudio en empresas y universidades de todo el mundo ya que no se tiene un conocimiento cierto de la ciencia de la IA.

Este trabajo da pie a futuras líneas de investigación para fomentar el I+D en la empresa analizada del sector cerámico como son por ejemplo la combinación de distintos tipos de Machine Learning para la secuenciación. Por otro lado, actualmente se están comenzando a desarrollar algoritmos de aprendizaje profundo derivados del Q-Learning como son el Deep Q Network (DQN) e incluso el Doble DQN; viendo la utilidad de los algoritmos analizados en este trabajo de fin de grado sería una buena apuesta seguir avanzado en esta otra línea de investigación.

BIBLIOGRAFÍA

- Bartosz Sadel, B. S. (2016). Online Supervised Learning Approach for Machine Scheduling. *Theoretical Foundations of Machine Learning, Kraków*, 25(December), 165–176. <https://doi.org/10.4467/20838476SI.16.013.6194>
- Cheong, M., Lee, H., Yeom, I., & Woo, H. (2019). SCARL : Attentive Reinforcement Learning-Based Scheduling in a Multi-Resource Heterogeneous Cluster. *IEEE Access*, 7, 153432–153444. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2948150>
- Fonseca-Reyna, Y. C., Martínez-Jiménez, Y., Cabrera, A. V., & Rodríguez Sánchez, E. A. (2019). Optimization of heavily constrained hybrid-flexible flowshop problems using a multi-agent reinforcement learning approach. *Investigacion Operacional*, 40(1), 100–111.
- Fonseca-Reyna, Y. C., Martínez-Jiménez, Y., & Nowé, A. (2017). Q-learning algorithm performance for m-machine, n-jobs flow shop scheduling problems to minimize makespan. *Investigacion Operacional*, 38(3), 281–290.
- Fonseca Reyna, Y. C., Martínez Jiménez, Y., Bermúdez Cabrera, J. M., & Méndez Hernández, B. M. (2015). A reinforcement learning approach for scheduling problems. *Investigacion Operacional*, 36(3), 225–231.
- Gyulai, D., Pfeiffer, A., Nick, G., Gallina, V., Sihn, W., & Monostori, L. (2018). Lead time prediction in a flow-shop environment with analytical and machine learning approaches. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1029–1034. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.472>
- Han, W., & Guo, F. (2019). A Reinforcement Learning Method for a Hybrid Flow-Shop Scheduling Problem. *Algorithms*.
- Hao, L., Li, T., Wang, B., & Luan, Z. (2018). Estimation of distribution algorithm with machine learning for permutation flowshop scheduling with total tardiness criterion. *Proceedings - 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design, ISCID 2017*, 2, 283–286. <https://doi.org/10.1109/ISCID.2017.193>
- Jens Heger, Hatem Bani, B. S.-R. (2012). Improving production scheduling with machine learning - Jens Heger, Hatem Bani, Bernd Scholz-Reiter. *20th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI) Montpellier, France*, 49–54. https://www.lirmm.fr/ecai2012/images/stories/ecai_doc/pdf/workshop/W37_AILog-Proceedings.pdf#page=49
- Khalid, Y. N., Aleem, M., Ahmed, U., & Islam, M. A. (2019). Troodon : A machine-learning based load-balancing application scheduler for CPU – GPU system. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 132, 79–94. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2019.05.015>
- Li, F., & Hu, B. (2019). DeepJS: Job scheduling based on deep reinforcement learning in cloud data center. *ACM International Conference Proceeding Series*, 48–53. <https://doi.org/10.1145/3335484.3335513>
- Mao, H., Schwarzkopf, M., Venkatakrisnan, S. B., Meng, Z., & Alizadeh, M. (2019). Learning

Scheduling Algorithms for Data Processing Clusters. *SIGCOMM*.

- Matsuoka, Y., Nishi, T., & Tiemey, K. (2019). Machine learning approach for identification of objective function in production scheduling problems. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, 2019-Augus*, 679–684. <https://doi.org/10.1109/COASE.2019.8843054>
- Nie, L., Wang, X., Bai, Y., & Wu, X. (2019). Machine Learning Approach Based on Gene Expression Programming for Dynamic Production Scheduling Problem Machine Learning Approach Based on Gene Expression Programming for Dynamic Production Scheduling Problem. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/612/3/032169>
- Ortiz Bas, A. (2016). Understanding Organisational Engineering. *International Journal of Production Management and Engineering*, 4(1), 1. <https://doi.org/10.4995/ijpme.2016.4534>
- Palacio, J. C., Jiménez, Y. M., & Nowé, A. (2019). Multi-agent reinforcement learning tool for job shop scheduling problems. *CEUR Workshop Proceedings, 2491*, 1–3.
- Pavelski, Lucas; Delgado, Myriam; Kessaci, M.-É. (2018). Meta-learning for Optimization : a Case Study on the Flowshop Problem using Decision Trees. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*.
- Setiawan, K. (2012). Progress in Business Innovation & Technology Management Reinforcement Learning Combined With Radial Basis Function Neural Network To Solve Job-Shop Scheduling Problem. *APBITM Society, 002*, 31–38.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press. <http://www.cs.ualberta.ca/~sutton/book/the-book.html>
- Thomas, T. E., Koo, J., Chaterji, S., & Bagchi, S. (2018). M INERVA : A Reinforcement Learning-based Technique for Optimal Scheduling and Bottleneck Detection in Distributed Factory Operations 1. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, 129–136. <https://doi.org/10.1109/COMSNETS.2018.8328189>
- Tselios, D., Savvas, I., & Kechadi, M. T. (2013). RNN modelling for bi-objective MPM Job shop scheduling problem. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 13–18. <https://doi.org/10.1109/CICSYN.2013.38>
- Wang, C., & Jiang, P. (2019). Deep neural networks based order completion time prediction by using real-time job shop RFID data. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(3), 1303–1318. <https://doi.org/10.1007/s10845-017-1325-3>
- Wang, X., & Tang, L. (2017). A machine-learning based memetic algorithm for the multi-objective permutation flowshop scheduling problem. *Computers and Operations Research*, 79(July 2015), 60–77. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.10.003>
- Wang, Y. (2018). Adaptive job shop scheduling strategy based on weighted Q-learning algorithm. *Journal of Intelligent Manufacturing, 1997*. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1454-3>
- Waschneck, B., Reichstaller, A., Belzner, L., Altenmuller, T., Bauernhansl, T., Knapp, A., & Kyek, A. (2018). Deep reinforcement learning for semiconductor production scheduling. *2018 29th Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference, ASMC 2018*, 301–306. <https://doi.org/10.1109/ASMC.2018.8373191>
- Waschneck, B., Reichstaller, A., Belzner, L., Altenmüller, T., Bauernhansl, T., Knapp, A., & Kyek, A. (2018). Optimization of global production scheduling with deep reinforcement learning.

Procedia CIRP, 72, 1264–1269. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.212>

Zhang, J., Zhang, Z. H., Lin, Y., Chen, N., Gong, Y. J., Zhong, J. H., Chung, H. S. H., Li, Y., & Shi, Y. H. (2011). Evolutionary computation meets machine learning: A survey. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 6(4), 68–75. <https://doi.org/10.1109/MCI.2011.942584>

Zhou, Y., Yang, J. J., & Zheng, L. Y. (2019). Multi-Agent Based Hyper-Heuristics for Multi-Objective Flexible Job Shop Scheduling: A Case Study in an Aero-Engine Blade Manufacturing Plant. *IEEE Access*, 7, 21147–21176. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2897603>

ANEXO I: TABLAS DE SIMULACIÓN

Tabla 19. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos criterio FIFO

SIMULACION				
TRABAJO	PRODUCTO	PRENSA	HORNO	CLASIFICADORA
T01	40x40 tipo 1	120	670	1000
T02	30x30 tipo 3	230	1210	1530
T03	30x30 tipo 3	395	2020	2500
T04	40x40 tipo 2	520	2570	2906
T05	30x30 tipo 2	795	3907	4697
T06	30x30 tipo 1	1005	4957	5589
T07	40x40 tipo 1	1125	5507	5912
T08	40x40 tipo 1	1305	6332	6827
T09	40x40 tipo 1	1485	7157	7652
T10	40x40 tipo 1	1665	7982	8477
T11	40x40 tipo 1	1905	9082	9742
T12	30x30 tipo 2	2015	9617	10058
T13	30x30 tipo 2	2180	10420	10894
T14	50x50 tipo 2	2382	11282	11807
T15	50x50 tipo 1	2517	11847	12190
T16	30x30 tipo 1	2779	13160	13950
T17	40x40 tipo 2	2904	13710	14286
T18	40x40 tipo 1	3024	14260	14612
T19	50x50 tipo 2	3226	15122	15647
T20	40x40 tipo 1	3346	15672	16002

Tabla 20. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos regla SOT

SIMULACION				
TRABAJO	PRODUCTO	PRENSA	HORNO	CLASIFICADORA
T12	30x30 tipo 2	110	645	961
T02	30x30 tipo 3	220	1185	1505
T01	40x40 tipo 1	340	1735	2065
T07	40x40 tipo 1	460	2285	2615
T18	40x40 tipo 1	580	2835	3165
T20	40x40 tipo 1	700	3385	3715
T04	40x40 tipo 2	825	3935	4271
T17	40x40 tipo 2	950	4485	4821
T15	50x50 tipo 1	1085	5050	5393
T13	30x30 tipo 2	1250	5852	6326
T03	30x30 tipo 3	1415	6662	7142
T08	40x40 tipo 1	1595	7487	7982
T09	40x40 tipo 1	1775	8312	8807
T10	40x40 tipo 1	1955	9137	9632
T14	50x50 tipo 2	2157	10000	10525
T19	50x50 tipo 2	2359	10862	11387
T06	30x30 tipo 1	2569	11912	12544
T11	40x40 tipo 1	2809	13012	13672
T16	30x30 tipo 1	3071	14325	15115
T05	30x30 tipo 2	3346	15662	16452

Tabla 21. Simulación de la duración del tiempo de proceso de los 20 trabajos regla LRKTF

SIMULACION				
TRABAJO	PRODUCTO	PRENSA	HORNO	CLASIFICADORA
T05	30x30 tipo 2	275	1612	2402
T16	30x30 tipo 1	537	2925	3715
T11	40x40 tipo 1	777	4025	4685
T06	30x30 tipo 1	987	5075	5707
T14	50x50 tipo 2	1189	5937	6462
T19	50x50 tipo 2	1391	6800	7325
T08	40x40 tipo 1	1571	7625	8120
T09	40x40 tipo 1	1751	8450	8945
T10	40x40 tipo 1	1931	9275	9770
T13	30x30 tipo 2	2096	10077	10551
T03	30x30 tipo 3	2261	10887	11367
T15	50x50 tipo 1	2396	11452	11795
T04	40x40 tipo 2	2521	12002	12338
T17	40x40 tipo 2	2646	12552	12888
T01	40x40 tipo 1	2766	13102	13432
T07	40x40 tipo 1	2886	13652	13982
T18	40x40 tipo 1	3006	14202	14532
T20	40x40 tipo 1	3126	14752	15082
T12	30x30 tipo 2	3236	15287	15603
T02	30x30 tipo 3	3346	15827	16147

ANEXO II: INSTANCIAS SIMULADAS

Instancia 1. processing times :

PRENSA: 120 110 165 125 275 210 120 180 180 180 240 110 165 202 135 262 125 120 202 120

HORNO: 550 540 810 550 1337 1050 550 825 825 825 1100 535 802 862 565 1312 550 550 862
550

CLASIFI.: 330 320 480 336 790 632 330 495 495 495 660 316 474 525 343 790 336 330 525 930

Instancia 2. processing times :

PRENSA: 210 180 202 210 275 180 270 220 300 110 220
202 300 180 135 262 275 110 135 165

HORNO: 1050 825 862 1050 1337 825 1130 1080 1375 535 1080
847 1375 825 565 1312 1337 535 565 802

CLASIFI.: 632 495 525 632 790 495 686 640 825 316 640
514 825 495 343 790 790 316 343 474

Instancia 3. processing times :

PRENSA: 135 275 250 337 110 262 125 120 240 240 125
125 250 120 110 202 240 180 180 262

HORNO: 565 1337 1100 1412 535 1312 550 550 1100 1100 550
550 1100 550 535 862 1100 825 825 1312

CLASIFI.: 343 790 672 857 316 790 336 330 660 660 336
336 672 330 316 525 660 495 495 790

Instancia 4. processing times :

PRENSA: 220 180 125 360 360 270 180 240 360 270 270
220 270 275 135 120 250 135 180 275

HORNO: 1080 825 550 1650 1650 1130 825 1100 1650 1130 1130
1080 1130 1337 565 550 1100 565 825 1337

CLASIFI.: 640 495 336 990 990 686 495 660 990 686 686
640 686 790 343 330 672 343 495 790

Instancia 5. processing times :

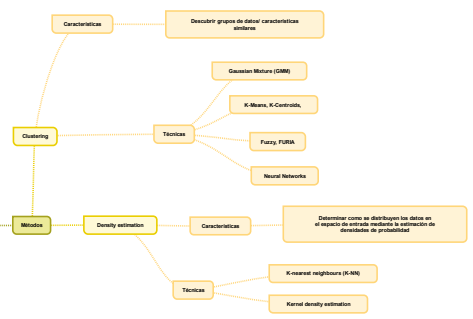
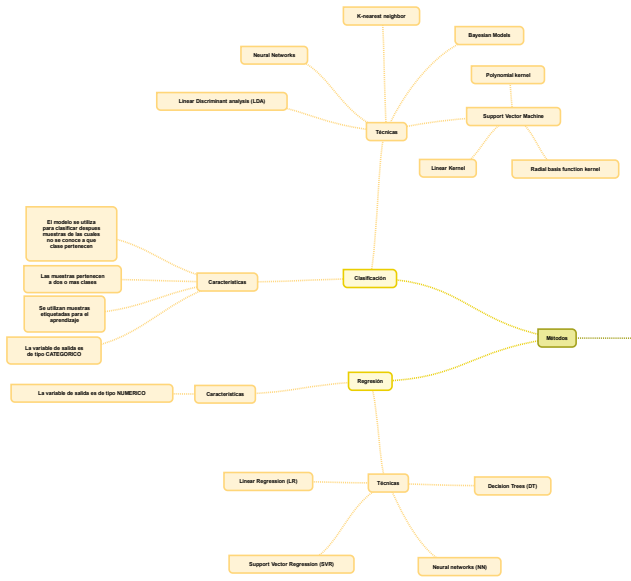
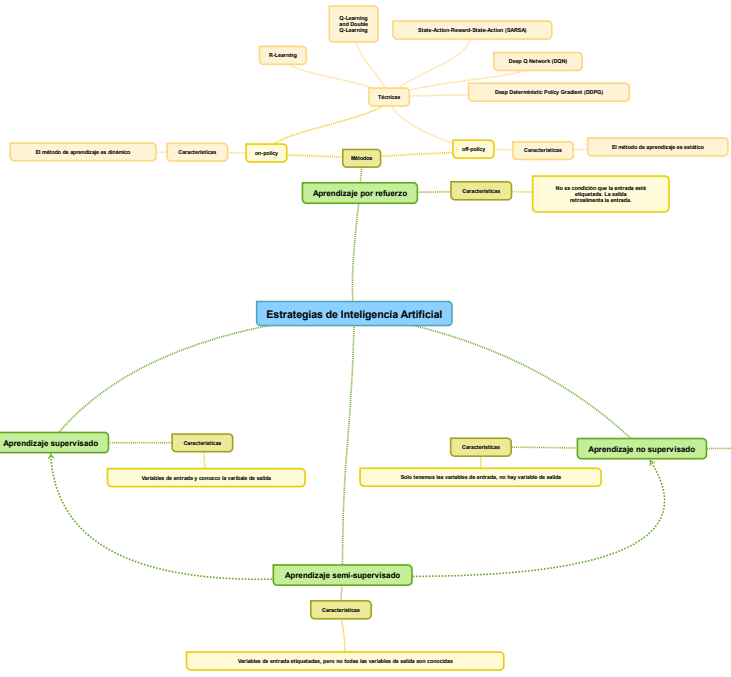
PRENSA: 135 270 180 110 125 240 300 220 360 110 300
202 180 300 180 180 202 180 135 165

Diseño e implementación de algoritmos de Inteligencia Artificial basados en Q-learning para la programación de la producción en una empresa del sector cerámico

HORNO:	565	1130	825	535	550	1100	1375	1080	1650	540	1375
	847	825	1375	825	825	862	825	565	810		
CLASIFI.:	343	686	495	316	336	660	825	640	990	320	825
	514	495	825	495	495	525	495	343	480		

ANEXO II: MAPA DE ESTRATEGIAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Estrategias de Inteligencia Artificial



Variables de entrada etiquetadas, pero no todas las variables de salida son conocidas

Variables de entrada y conozco la variable de salida

Solo tenemos las variables de entrada, no hay variable de salida

Descubrir cómo se distribuyen los datos en el espacio de entrada mediante la estimación de densidades de probabilidad

K-Nearest neighbour (K-NN)
Kernel density estimation