



Universidad de Valladolid



**ESCUELA DE INGENIERÍAS
INDUSTRIALES**

UNIVERSIDAD DE VALLADOLID

ESCUELA DE INGENIERIAS INDUSTRIALES

Grado en Ingeniería en Organización Industrial

**MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL
PARA LA PLANIFICACIÓN MAESTRA DE
LA PRODUCCIÓN CON RESTRICCIONES
DE CAPACIDAD**

Nicolás García, Estela

Tutor: Araúzo Araúzo, José Alberto

**Departamento de Organización de
Empresas y CIM**

Valladolid, junio 2025.

RESUMEN

En entornos industriales, los métodos tradicionales para construir el Plan Maestro de Producción (PMP) suelen generar un plan inicial, sin considerar explícitamente las restricciones de capacidad, que luego se ajusta progresivamente hasta alcanzar una solución factible. Este enfoque puede derivar en planes poco realistas o difíciles de aplicar. En este trabajo se propone un modelo basado en programación lineal que incorpora dichas restricciones desde el inicio del proceso de planificación. Se formula un modelo matemático que integra variables como la demanda, capacidad disponible y los perfiles de recursos por centro de trabajo. La implementación se realiza mediante herramientas como Excel y OpenSolver, permitiendo obtener planes de producción coherentes y adaptados a las limitaciones reales del sistema productivo.

Palabras clave: Plan Maestro de Producción, Programación Lineal, Restricciones de Capacidad, OpenSolver

ABSTRACT

In industrial environments, traditional methods for constructing the Master Production Schedule (MPS) usually generate an initial plan without explicit consideration of capacity constraints, which is then progressively adjusted until a feasible solution is reached. This approach can lead to unrealistic or difficult-to-implement plans. This work proposes a model based on linear programming that incorporates such constraints from the beginning of the planning process. A mathematical model is formulated, integrating variables such as demand, available capacity, and resource profiles. The implementation is carried out using tools such as Excel and OpenSolver, allowing us to obtain coherent production plans adapted to the real constraints of the production system.

Keywords: Master Production Schedule, Linear Programming, Capacity Constraints, OpenSolver

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN	1
1.2. OBJETIVOS	2
1.3. CONTENIDOS DE LA MEMORIA.....	2
2. PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN.....	5
2.1. INTRODUCCIÓN	5
2.2. NIVELES DE PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN	5
2.2.1. NIVEL ESTRATÉGICO	5
2.2.2. NIVEL TÁCTICO	6
2.2.3. NIVEL OPERATIVO	6
2.3. UNIDADES DE MEDIDA DE LA PRODUCCIÓN	7
2.3.1. FAMILIAS	7
2.3.2. PRODUCTOS	7
2.3.3. COMPONENTES	8
2.4. CAPACIDAD PRODUCTIVA	8
2.4.1. CAPACIDAD DE DISEÑO O TEÓRICA.....	8
2.4.2. CAPACIDAD EFECTIVA.....	8
2.4.3. CAPACIDAD REAL	8
2.4.4. INDICADORES CLAVE	9
2.5. PLANIFICACIÓN DE LA CAPACIDAD EN LA PRODUCCIÓN	9
2.5.1. CARGA DE TRABAJO	9
2.5.2. AJUSTES TRANSITORIOS DE LA CAPACIDAD DISPONIBLE	11
2.6. PLANIFICACIÓN DEL INVENTARIO	12
2.7. PLAN DE NECESIDADES	13
2.8. PLANIFICACIÓN AGREGADA.....	14
2.8.1. IMPORTANCIA DEL PLAN AGREGADO DE PRODUCCIÓN	14
2.8.2. ESTRATEGIAS DE PLANIFICACIÓN AGREGADA.....	14
2.8.3. FACTORES A CONSIDERAR EN LA PLANIFICACION AGREGADA	15
2.8.4. MÉTODOS PARA ELABORAR UN PLAN AGREGADO	16
2.8.5. CONCLUSIÓN	16
2.9. PMP INICIAL	16

2.10. DESAGREGACIONES.....	18
2.11. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN.....	20
2.12. LISTAS DE CAPACIDAD	21
2.13. PERFILES DE RECURSOS.....	22
2.14. PLAN DE CARGA	23
2.15. MODELOS BENCHMARK.....	24
3. HERRAMIENTAS	25
3.1. PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA Y MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN	25
3.1.1. OPTIMIZACIÓN	25
3.1.2. PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA	25
3.1.3. PROGRAMACIÓN LINEAL	28
3.2. EXCEL	36
3.3. OPENSOLVER	37
3.3.1. INTRODUCCIÓN A OPENSOLVER Y UTILIDAD	37
3.3.2. MODELADO DE PROBLEMAS EN OPENSOLVER	37
3.3.3. SOLVE OPTIONS	46
3.3.4. GESTIÓN Y SOPORTE EN OPENSOLVER.....	46
3.3.5. INTEGRACIÓN CON OTRAS HERRAMIENTAS.....	49
4. MODELO	51
4.1. PLAN AGREGADO	51
4.2. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN INICIAL.....	54
4.3. DESAGREGACIONES.....	55
4.4. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN.....	55
4.5. LISTAS DE CAPACIDAD	56
4.6. PERFILES DE RECURSOS.....	59
4.7. PLAN DE CARGA SIN RESTRICCIONES DE CAPACIDAD.....	60
4.8. PMP CON RESTRICCIONES DE CAPACIDAD.....	61
5. RESULTADOS.....	65
5.1. RENDIMIENTO DEL MODELO	65
5.1.1. SEGÚN EL NÚMERO DE VARIABLES.....	65
5.1.2. SEGÚN LA CAPACIDAD DISPONIBLE	68
5.1.3. SEGÚN EL LOTE DE WILSON	71

5.2. ANÁLISIS DE COSTES	76
5.2.1. PRESENTACIÓN DE ESCENARIOS	76
5.2.2. COMPARATIVA ENTRE ESCENARIOS.....	77
5.2.3. RESUMEN OPERATIVO DE LOS ESCENARIOS.....	79
6. ESTUDIO ECONÓMICO	81
6.1. INTRODUCCIÓN	81
6.2. FASES Y GESTIÓN DEL PROYECTO	81
6.2.1. PLANIFICACIÓN	81
6.2.2. DESARROLLO	81
6.2.3. PRUEBAS.....	82
6.2.4. ESTIMACIÓN DE RESULTADOS.....	82
6.2.5. ENTREGA	82
6.3. COSTES.....	82
6.3.1. COSTES DIRECTOS	82
6.3.2. COSTES INDIRECTOS	83
6.4. COSTES TOTALES.....	84
6.4.1. PRESUPUESTO FINAL.....	84
6.4.2. COSTE TOTAL DESGLOSADO POR FASES.....	84
6.4.3. COSTE TOTAL DESGLOSADO SEGÚN LA NATURALEZA DEL GASTO.....	84
6.5. CONCLUSIÓN	85
7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	87
8. BIBLIOGRAFÍA.....	89

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tabla simplex inicial	31
Tabla 2. Ejemplo tabla simplex	31
Tabla 3. Primera iteración ejemplo simplex.....	32
Tabla 4. Solución ejemplo Simplex	33
Tabla 5. Previsión de ventas a largo plazo	51
Tabla 6. Capacidad global de la planta.....	51
Tabla 7. Costes globales	52
Tabla 8. Situación global en enero	52
Tabla 9. Plan de necesidades	52
Tabla 10. Plan agregado – Programación lineal.....	54
Tabla 11. Datos del mix de producción (%)	54
Tabla 12. PMP Inicial.....	55
Tabla 13. Desagregación semanal de la producción.....	55
Tabla 14. Plan Maestro de Producción de P1, P2 y P3	56
Tabla 15. Datos rutas y operaciones	57
Tabla 16. Resumen tiempos de carga.....	58
Tabla 17. Lista de materiales	58
Tabla 18. Listas de capacidad	58
Tabla 19. Tiempo de carga unitario de la unidad de familia	59
Tabla 20. Perfil de recursos del P1	59
Tabla 21. Perfiles de recursos por centros de trabajo.....	59
Tabla 22. PMP sin restricciones de capacidad	60
Tabla 23. Plan de carga por centros de trabajo	60
Tabla 24. Plan de carga sin restricciones de capacidad	60
Tabla 25. PMP con restricciones de capacidad	63
Tabla 26. Plan de carga con restricciones de capacidad	64
Tabla 27. Escenarios analizados según nº de variables	65
Tabla 28. Tamaño crítico del modelo.....	68
Tabla 29. Porcentaje de utilización de los centros de trabajo	70
Tabla 30. Escenarios lote de Wilson.....	72
Tabla 31. Indicadores clave para el análisis de costes	77
Tabla 32. Resumen operativo de cada escenario	80
Tabla 33. Coste de la mano de obra	83
Tabla 34. Costes de las amortizaciones	83
Tabla 35. Costes generales de suministro	84

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación del OpenSolver en la barra de herramientas	37
Figura 2. “Model” OpenSolver	37
Figura 3. Restricciones OpenSolver	39
Figura 4. Sensitivity Analysis OpenSolver	39
Figura 5. Ejemplo Sensitivity Analysis OpenSolver	40
Figura 6. Choose Solver de OpenSolver	42
Figura 7. Solve Options OpenSolver	46
Figura 8. Gestión y soporte en OpenSolver	47

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. N° de variables vs. Tiempo de resolución	66
Gráfico 2. Tiempo de resolución vs. Capacidad	69
Gráfico 3. Capacidad vs. Coste total.....	71
Gráfico 4. Lote de Wilson vs. Tiempo de resolución.....	72
Gráfico 5. Lote de Wilson vs. Nodos e iteraciones	73
Gráfico 6. Coste de emisión vs. inventario y niveles de ruptura	74
Gráfico 7. Coste de emisión vs. N° de lotes y tiempo de resolución.....	74
Gráfico 8. Coste de ruptura vs. Inventario y niveles de ruptura	75
Gráfico 9. Coste de ruptura vs. N° de lotes y tiempo de resolución.....	75
Gráfico 10. Distribución de cosas totales por escenario	78
Gráfico 11. N° de lotes vs. Tamaño medio	78
Gráfico 12. Inventario medio y nivel de ruptura	79
Gráfico 13. Coste total por fases	84
Gráfico 14. Coste total según naturaleza del gasto.....	85

1.INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN

La programación de la producción constituye una herramienta fundamental en la gestión industrial, ya que permite planificar, coordinar y controlar los recursos productivos con el objetivo de satisfacer la demanda de manera eficiente. Su correcta aplicación contribuye de forma directa a la reducción de costes, el aprovechamiento de la capacidad instalada y la mejora del nivel de servicio al cliente. En este contexto, la planificación maestra de la producción representa una de las decisiones más críticas, al ser el vínculo entre la planificación agregada y la ejecución operativa de las órdenes de fabricación.

La elaboración del plan maestro de producción (PMP) supone un problema complejo y con múltiples restricciones, tanto de capacidad como de recursos, tiempo, prioridades y necesidades de inventario. A diferencia del plan agregado, para el cual existen enfoques bien definidos y soluciones relativamente accesibles, el diseño de un PMP factible y eficiente plantea un problema computacionalmente difícil, cuya resolución óptima no siempre es trivial.

Tradicionalmente, para abordar esta complejidad se han utilizado técnicas heurísticas y metaheurísticas, como algoritmos genéticos, búsqueda tabú o recocido simulado, que permiten obtener soluciones aceptables en tiempos razonables. No obstante, estas aproximaciones no garantizan la optimalidad, lo que puede comprometer la calidad y fiabilidad de los planes, especialmente en entornos con restricciones estrictas y altos niveles de exigencia operativa.

En este proyecto, se propone un enfoque basado en programación lineal como alternativa robusta y sistemática para modelar y resolver el problema del PMP. Esta metodología permite incorporar todas las restricciones relevantes del sistema, al mismo tiempo que garantiza la obtención de una solución óptima, siempre que el modelo esté bien planteado y los datos sean consistentes. Esta elección metodológica responde tanto a la necesidad de obtener soluciones exactas y consistentes, como a la posibilidad de adaptar el modelo a diferentes escenarios productivos manteniendo su robustez.

Por todo ello, se justifica el desarrollo de un modelo de planificación maestra de la producción utilizando herramientas de optimización matemática, con el fin de explorar su viabilidad práctica, su rendimiento computacional y su capacidad para mejorar la eficiencia en entornos reales de producción.

1.2. OBJETIVOS

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un modelo de planificación maestra de la producción (PMP) con restricciones de capacidad, que permita representar de forma precisa las limitaciones físicas y operativas de un entorno productivo real. El modelo considerará explícitamente las capacidades disponibles en los recursos productivos para asegurar que los planes generados sean factibles desde el punto de vista operativo. Para ello, se utilizarán técnicas de programación lineal que permitirán obtener soluciones óptimas, proporcionando así una base sólida para una toma de decisiones eficiente y bien fundamentada.

Además del desarrollo del modelo, se plantea como objetivo fundamental evaluar su comportamiento bajo distintos escenarios. Se analizará su rendimiento tanto desde el punto de vista computacional como práctico, teniendo en cuenta tanto el tamaño del problema (número de variables y restricciones), como el tiempo de cómputo requerido para alcanzar una solución. Esta evaluación permitirá determinar la viabilidad del modelo en función de la escala y la complejidad del sistema productivo, especialmente en contextos donde las restricciones de capacidad representan un factor crítico en la planificación.

En este contexto, se ha considerado especialmente relevante implementar el modelo utilizando herramientas accesibles y ampliamente utilizadas, como Excel y OpenSolver. Esta elección no solo busca validar la funcionalidad del modelo, sino también garantizar su aplicabilidad en entornos reales, donde la simplicidad en el uso de los recursos tecnológicos y la facilidad de implementación resultan esenciales para su adopción efectiva.

1.3. CONTENIDOS DE LA MEMORIA

La presente memoria se estructura en siete capítulos principales, los cuales abordan de manera ordenada y detallada los aspectos fundamentales de la planificación de la producción, el desarrollo de modelos matemáticos de optimización y su aplicación práctica.

En este capítulo, se introducen los antecedentes y la justificación del proyecto, se definen los objetivos que guían su desarrollo y a continuación, se presenta la estructura general del documento.

El capítulo 2 se centra en el marco teórico de la planificación de la producción. Se inicia con una introducción conceptual y se detallan los tres niveles de planificación: estratégico, táctico y operativo. A continuación, se analizan las unidades de medida empleadas en la producción (familia, productos y componentes), la capacidad productiva y sus diferentes tipos (teórica, efectiva y real), así como los principales indicadores clave (utilización y eficiencia). El capítulo

también incluye la planificación de la capacidad, la gestión del inventario, el plan de necesidades, y la planificación agregada, junto con sus métodos, estrategias y factores clave. Finalmente, se abordan el Plan Maestro de producción (PMP), sus desagregaciones, y herramientas como las listas de capacidad, perfiles de recursos, planes de carga y una comparativa de modelos de planificación con restricciones.

El capítulo 3 presenta las herramientas utilizadas, comenzando por una revisión de los fundamentos de programación matemática y los métodos de optimización, dándole especial importancia a la programación lineal. Posteriormente, se describen las herramientas informáticas utilizadas para implementar el modelo, principalmente Excel y el complemento OpenSolver, incluyendo sus funcionalidades, opciones de configuración y capacidad de integración con otras herramientas.

En el capítulo 4 se dedica a la resolución del modelo desarrollado, aplicando en la práctica los conceptos teóricos expuestos en capítulos anteriores. Se detalla la elaboración del plan agregado, el PMP inicial y sus desagregaciones, hasta llegar al PMP definitivo. Asimismo, se construyen las listas de capacidad, los perfiles de recursos y distintos planes de carga, tanto sin restricciones como considerando las limitaciones de capacidad del sistema.

El capítulo 5 presenta los resultados obtenidos a partir de la ejecución del modelo. Se analiza su rendimiento en función del número de variables, la capacidad disponible y la influencia del económico de pedido (tamaño de Wilson). También se incluye un análisis de costes, se han comparado distintos escenarios y se ha realizado un resumen operativo.

El capítulo 6 desarrolla el estudio económico del proyecto, abordando las fases de planificación, desarrollo, pruebas y entrega. Se proporciona un desglose completo de los costes directos e indirectos, el presupuesto final y la distribución del gasto por fases y por tipo de coste.

Finalmente, el capítulo 7 expone las conclusiones generales del trabajo realizado y plantea posibles líneas de desarrollo futuro, orientadas a mejorar, ampliar o aplicar el modelo propuesto en nuevos contextos o entornos industriales.

2. PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN

2.1. INTRODUCCIÓN

La planificación de la producción es un proceso fundamental en la dirección de operaciones que busca garantizar que los recursos de una organización se utilicen de manera eficiente para satisfacer la demanda del mercado. Según Domínguez Machuca, la planificación de la producción se define como "el conjunto de decisiones y actividades que permiten establecer los objetivos de producción, determinar los recursos necesarios y coordinar las operaciones para alcanzarlos, considerando las restricciones de capacidad y los requerimientos del entorno" (Domínguez Machuca, 1995).

En los siguientes apartados se abordarán los distintos niveles de planificación (estratégico, táctico y operativo), así como las unidades de medida utilizadas para gestionar la producción. También se analizarán los conceptos de capacidad productiva y su planificación, la gestión de inventarios y el plan de necesidades. Finalmente, se presentará la planificación agregada, sus estrategias, factores clave y métodos, con el objetivo de ofrecer una visión general de las herramientas fundamentales para una gestión eficiente de la producción.

2.2. NIVELES DE PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN

La planificación de la producción se estructura en tres niveles fundamentales: estratégico, táctico y operativo. Esta clasificación es ampliamente reconocida y utilizada por autores como Nigel Slack en su libro *Operations Management*. Slack argumenta que estos niveles reflejan diferentes horizontes temporales y grados de detalle en la toma de decisiones (Slack, 1995).

2.2.1. NIVEL ESTRATÉGICO

El nivel estratégico se centra en la toma de decisiones a largo plazo que afectan la estructura y dirección de la empresa. Estas decisiones, generalmente adoptadas por la alta dirección, buscan garantizar la competitividad y sostenibilidad del negocio en el futuro.

Entre los aspectos clave de este nivel se encuentran la inversión en nuevas instalaciones, la expansión de la capacidad productiva y la elección de tecnologías y localización de fábricas. También se incluyen políticas generales sobre producción, como la integración vertical, la subcontratación o el desarrollo de nuevos mercados.

Dado que estas decisiones requieren una inversión significativa de recursos y tienen un impacto duradero, deben estar alineadas con los objetivos estratégicos de la empresa y considerar factores externos como la demanda del mercado, la competencia y la disponibilidad de recursos. Además, debido a su horizonte de planificación extenso, es fundamental revisar y ajustar estas estrategias en función de los cambios en el entorno económico y tecnológico.

2.2.2. NIVEL TÁCTICO

Se encarga de tomar decisiones a medio plazo, generalmente con un horizonte de varios meses hasta un año. Su objetivo principal es equilibrar la capacidad disponible con la demanda esperada, garantizando una producción eficiente y optimizando el uso de los recursos.

Dentro de este nivel se encuentran varios procesos clave. En primer lugar, el plan agregado de producción (PA), que establece los volúmenes de producción de manera global. A partir de este, se desarrolla el plan maestro de producción (PMP), donde se concretan los productos específicos que se fabricarán en cada período. También se realiza la planificación de la capacidad, para evaluar si los recursos disponibles son suficientes o si es necesario realizar ajustes.

Este nivel táctico es esencial, ya que actúa como puente entre el nivel estratégico y el operativo. Permite convertir los objetivos a largo plazo en estimaciones concretas que pueden ejecutarse en la producción diaria, garantizando una gestión eficiente y sostenible de los recursos.

2.2.3. NIVEL OPERATIVO

El nivel operativo en la planificación de la producción gestiona las actividades a corto plazo, asegurando que los recursos disponibles se utilicen de manera eficiente para cumplir con los planes establecidos en los niveles estratégico y táctico. Este nivel se enfoca en la ejecución diaria y semanal de la producción.

Tiene 3 elementos clave:

- MRP (*Material Requirements Planning*)

Se basa en la demanda planificada y la estructura de productos para calcular qué materiales se necesitan, en qué cantidad y en qué momento. Permite mantener un equilibrio entre la oferta y la demanda, evitando excesos de inventario o escasez que puedan retrasar la producción.

- Programación detallada de la producción

Se encarga de establecer el orden y el tiempo exacto en que deben ejecutarse las distintas órdenes de producción. Tiene en cuenta las restricciones de capacidad,

disponibilidad de recursos y eficiencia en la asignación de tareas. Su objetivo es minimizar los tiempos muertos y optimizar la utilización tanto de equipos como de personal.

- Control de la producción a corto plazo

Consiste en supervisar y coordinar el cumplimiento del programa de producción, permitiendo detectar desviaciones y aplicar correcciones en tiempo real para asegurar los plazos de entrega. Incluye la medición del rendimiento de los procesos y la adaptación de especificaciones según la demanda y los recursos disponibles. Su correcta gestión garantiza una ejecución eficiente, el abastecimiento oportuno de materiales y el cumplimiento de los compromisos de entrega, contribuyendo a la estabilidad operativa y la satisfacción del cliente.

2.3. UNIDADES DE MEDIDA DE LA PRODUCCIÓN

La medición de la producción es un aspecto crítico para diseñar y controlar los planes de producción, ya que permite cuantificar las salidas en diferentes niveles de agregación.

Según Jay Heizer, las unidades de medida de la producción se clasifican en familias, productos y componentes, facilitando la planificación en función de las necesidades específicas de cada etapa del proceso productivo (Heizer & Render, 1998). Esta clasificación es especialmente útil al trabajar con un plan maestro de producción, ya que permite desglosar la demanda y los recursos en términos manejables y adaptados a las restricciones de capacidad finita.

2.3.1. FAMILIAS

Grupos de productos o servicios que tienen similares requerimientos de demanda, así como necesidades de producción, trabajo y materiales comunes. El plan agregado utiliza las familias para estimar las variables de capacidad, como pueden ser el número de trabajadores y las horas que trabaja cada uno o la cantidad de inventario que hay en el almacén.

2.3.2. PRODUCTOS

El producto o servicio obtenido al finalizar el proceso de producción, destinado a ser entregado a los consumidores. Aparecen cuando se desagrega el plan agregado y se utilizan principalmente en el plan maestro de producción, y por consecuencia tienen especial importancia a la hora de realizar el plan de necesidades de capacidad.

2.3.3. COMPONENTES

Cada una de las partes que integran el producto final. Se utilizan tanto en las listas de capacidad como en los perfiles de recursos, sirven para calcular el tiempo necesario en cada centro para poder finalizar un producto.

2.4. CAPACIDAD PRODUCTIVA

La capacidad de producción es un concepto fundamental en la dirección de operaciones, y existen diferentes tipos que nos ayudan a entender y gestionar los recursos de una empresa. Para explicar cómo se mide y gestiona la capacidad en los sistemas productivos, J. Stevenson utiliza esta clasificación (Stevenson, 2020):

2.4.1. CAPACIDAD DE DISEÑO O TEÓRICA

Es la máxima producción teórica que una planta o instalación puede alcanzar en condiciones ideales. Se determina a partir del diseño de la planta, la cantidad de maquinaria disponible y el tiempo de operación.

Es una medida teórica que no considera factores como el mantenimiento, los tiempos de inactividad no planificados o la variabilidad en la demanda.

Representa el límite superior de producción, asumiendo un rendimiento óptimo.

2.4.2. CAPACIDAD EFECTIVA

Es la capacidad alcanzable dadas las condiciones reales de operación. Considera limitaciones como la calidad, la mezcla de productos, el mantenimiento de la maquinaria y los problemas de programación.

Se calcula restando el tiempo perdido por mantenimiento y otros factores a la capacidad de diseño.

Es un valor más realista que la capacidad de diseño, ya que refleja lo que se puede lograr en condiciones normales.

2.4.3. CAPACIDAD REAL

Es la cantidad de producción que una instalación es capaz de alcanzar en la práctica. Tiene en cuenta todos los factores que pueden influir en el proceso, como la eficiencia de los empleados, la calidad de los materiales y cualquier interrupción imprevista.

Es el tipo de capacidad más complicado de medir, ya que puede variar considerablemente día a día. Sin embargo, es esencial para la toma de decisiones operativas, ya que ayuda a identificar cuellos de botella y áreas de mejora.

2.4.4. INDICADORES CLAVE

- **Utilización:** Refleja el porcentaje de la capacidad efectiva que realmente se está utilizando. Se calcula dividiendo la producción real entre la capacidad efectiva y multiplicando por 100. Indica si una empresa está maximizando el uso de sus recursos disponibles.
- **Eficiencia:** Mide la relación entre la producción real y la producción que se podría haber alcanzado en condiciones ideales. Se calcula dividiendo la producción real entre la capacidad de diseño y multiplicando el resultado por 100. Permite evaluar en qué medida la empresa está aprovechando su potencial máximo de producción.

2.5. PLANIFICACIÓN DE LA CAPACIDAD EN LA PRODUCCIÓN

La capacidad de producción es clave para satisfacer la demanda, optimizar recursos y maximizar la rentabilidad. Este análisis aborda cómo la carga de trabajo y la disponibilidad de recursos influyen en la producción, explorando estrategias para superar restricciones y mejorar su uso. Además, destaca la importancia de considerar la capacidad en todas las etapas del proceso productivo, desde la planificación hasta la ejecución, con el objetivo de mejorar la eficiencia y la competitividad.

2.5.1. CARGA DE TRABAJO

Para analizar con precisión la capacidad y la carga en sistemas productivos por lotes tipo taller, es conveniente dividir la planta en centros de trabajo. Esto permite identificar mejor los recursos, planificar las operaciones y detectar posibles cuellos de botella.

Un **centro de trabajo** es una unidad productiva con una organización específica. A diferencia de la empresa, que es una unidad organizativa, económica y de producción, el centro de trabajo se define como una unidad técnica de producción con autonomía organizativa dentro del conjunto empresarial. Esta autonomía permite su individualización sin afectar la capacidad de la empresa para planificar y gestionar sus operaciones. Además, un centro de trabajo incluye las instalaciones y la maquinaria utilizada en sus procesos productivos, lo que influye directamente en su capacidad operativa y en la eficiencia de la producción.

La **carga de trabajo** en cada centro de trabajo se mide en función del tiempo requerido para completar las operaciones asignadas a cada unidad productiva. Para ello, es fundamental disponer de información detallada sobre las operaciones involucradas, incluyendo el tamaño del lote de producción, su tiempo de preparación, el tiempo de ejecución por unidad y el aprovechamiento (porcentaje de unidades realizadas correctamente). Estos factores permiten calcular el tiempo

total de ocupación de los recursos, es decir, el tiempo de carga. Si queremos calcular el tiempo de carga de una operación i del ítem j en un centro de trabajo k , podemos aplicar la siguiente fórmula; que tiene en cuenta el tamaño del lote para poder repartir el tiempo de preparación entre cada una de las unidades.

$$tc_{ijk} = te_{ijk} + \frac{tp_{ijk}}{Q_j}$$

Donde:

- tc_{ijk} = tiempo de carga de la operación i del ítem j en el centro de trabajo k
- te_{ijk} = tiempo de ejecución de la operación i del ítem j en el centro k
- tp_{ijk} = tiempo de preparación de la operación i del ítem j en el centro k
- Q_j = tamaño del lote de producción del ítem j

Sin embargo, en la práctica, no todas las unidades producidas son correctas. Por ello, es necesario ajustar el cálculo considerando el **aprovechamiento acumulado** v_{ijk} , que mide el porcentaje de unidades que han pasado correctamente por todas las operaciones de un proceso productivo.

La fórmula ajustada para el tiempo de carga de la operación es:

$$tc_{ijk} = te_{ijk} + \frac{tp_{ijk}}{Q_j/v_{ijk}}$$

Donde v_{ijk} , se calcula como:

$$v_{ijk} = \prod_{h=i}^{N_j} a_{hjk} = a_{ijk} \cdot a_{(i+1)jk} \dots \cdot a_{N_jjk}$$

Si queremos calcular el **tiempo de carga unitario** del ítem j en el centro de trabajo k , se aplica la siguiente fórmula:

$$TC_{jk} = \sum_{i=1}^{N_j} \frac{tc_{ijk}}{v_{ijk}}$$

Una vez obtenido el tiempo de carga, al multiplicarlo por la producción, se obtiene la capacidad necesaria, lo que permite gestionar de manera más eficiente los recursos disponibles.

La variación en la carga de trabajo a lo largo del tiempo es un aspecto crucial en la gestión de la producción, ya que permite detectar desequilibrios, optimizar la asignación de recursos y mejorar la planificación operativa. Un análisis detallado de estas fluctuaciones ayuda a anticipar periodos de sobrecarga o infrautilización

en los centros de trabajo, facilitando la toma de decisiones estratégicas para mantener la eficiencia del sistema productivo.

Para ello, es fundamental definir un período de análisis adecuado (diario, semanal, mensual, etc.) y contar con datos precisos sobre la demanda y la capacidad disponible. Métodos gráficos, como diagramas de barras y dispersión, permiten visualizar estas variaciones, mientras que herramientas estadísticas, como el análisis de series temporales o regresión, ayudan a identificar patrones y factores clave en la carga de trabajo. La correcta interpretación de estos resultados permite detectar cuellos de botella y tomar medidas correctivas, como ajustar la contratación de personal, adquirir nuevos equipos o reorganizar tareas, garantizando así una producción estable y eficiente.

2.5.2. AJUSTES TRANSITORIOS DE LA CAPACIDAD DISPONIBLE

Una vez analizada la carga de trabajo y sus variaciones, resulta fundamental centrarse en la gestión de la mano de obra, ya que representa uno de los principales recursos para adaptar la capacidad productiva a las necesidades del entorno. La flexibilidad laboral permite responder a los cambios en la demanda de forma ágil, manteniendo un equilibrio entre eficiencia operativa y control de costes. En este apartado se abordarán las principales estrategias disponibles para ajustar la capacidad mediante la fuerza laboral: contrataciones, despidos, horas extra, gestión de horas ociosas y subcontratación. Una administración adecuada de estas alternativas es clave para garantizar la continuidad del proceso productivo y optimizar el uso de los recursos humanos ante escenarios variables.

Las **contrataciones** incrementan la capacidad productiva, pero conllevan costes de reclutamiento y formación, además de un tiempo de adaptación del nuevo personal. En contraste, los **despidos** pueden ser necesarios ante una baja en la demanda para reducir costes, aunque generen gastos por indemnización y puedan afectar la moral del equipo. Otra alternativa es el uso de **horas extra**, que permiten incrementar la producción temporalmente sin contratar personal adicional, aunque pueden resultar costosas y afectar la productividad si se prolongan demasiado. Por otro lado, las **horas ociosas** surgen cuando hay más capacidad de producción que demanda, lo que genera costes innecesarios y desmotivación en los empleados.

La **subcontratación** es otra estrategia para aumentar la capacidad sin necesidad de ampliar la plantilla o invertir en infraestructura. Es útil cuando se requiere flexibilidad o cuando la empresa no tiene los recursos para realizar ciertas actividades. Sin embargo, implica costes adicionales, posibles problemas de calidad y una menor supervisión del proceso productivo. Elegir la estrategia adecuada dependerá de la situación de la empresa y de la previsión de la demanda.

2.6. PLANIFICACIÓN DEL INVENTARIO

Además de la mano de obra y los recursos físicos, el inventario es un elemento fundamental en la planificación, ya que permite equilibrar la oferta y la demanda, asegurando la disponibilidad de productos y minimizando costes. Su correcta gestión evita problemas como el desabastecimiento o el exceso de stock, lo que impacta directamente en la eficiencia operativa de la empresa. Para ello, se consideran diferentes conceptos claves en su planificación.

El **tamaño del lote** se refiere a la cantidad de productos que se producen o solicitan en cada ciclo de producción. Su cálculo debe equilibrar los costes de emisión (costes asociados a realizar un pedido o iniciar una producción) y los costes de almacenamiento (gastos por mantener inventario). Uno de los métodos más utilizados para determinar el lote óptimo es el modelo de Wilson, también conocido como EOQ, por sus siglas en inglés *Economic Order Quantity*, cuya fórmula es:

$$Q_{Px} = \sqrt{\frac{2 \cdot c_{e Px} \cdot D_{Px}}{c_{p Px} \cdot \theta}}$$

Donde:

- Q_{Px} = Tamaño del lote óptimo del producto x
- $c_{e Px}$ = Coste de emisión de cada lote por pedido
- D_{Px} = Demanda del producto x a lo largo de todo el tiempo estimado
- $c_{p Px}$ = Coste de posesión unitario del producto x
- θ = N° de periodos en los que se realiza el pedido o la producción

El **stock actual** es la cantidad de productos disponibles en un momento determinado, incluyendo materias primas, productos en proceso y productos terminados. Un control preciso de este stock permite tomar decisiones estratégicas sobre producción y reposición. El **stock planificado** se refiere a la cantidad proyectada de inventario disponible en el futuro, considerando las entradas y salidas previstas del almacén, tales como pedidos de compra, órdenes de producción, entregas programadas y consumos planificados. Este indicador es fundamental para la gestión de la cadena de suministro, ya que permite anticipar necesidades y tomar decisiones informadas respecto a la producción o el abastecimiento (Meana Coalla, 2017).

Por otro lado, el **disponible a prometer** (ATP, por sus siglas en inglés *Available To Promise*) representa la cantidad de inventario que puede ser comprometida con nuevos pedidos de clientes, una vez descontadas las reservas ya existentes. Es una herramienta clave para el área comercial, ya que permite confirmar entregas

realistas y evitar compromisos excesivos que puedan afectar el cumplimiento de pedidos.

Por último, el **stock de seguridad** es una cantidad adicional de inventario que se mantiene como respaldo ante imprevistos, como aumentos inesperados de la demanda o retrasos en el suministro. Su cálculo depende de factores como la variabilidad de la demanda, el tiempo de entrega de proveedores y/o los costos de almacenamiento. Un nivel adecuado de stock de seguridad garantiza la continuidad de las operaciones sin incurrir en costos innecesarios (Heizer & Render, 1998).

Para coordinar la producción y el abastecimiento, se utilizan herramientas como el MRP.

2.7. PLAN DE NECESIDADES

El Plan de Necesidades es el punto de partida en el proceso de planificación de la producción. Representa una visión anticipada de los requerimientos que una empresa debe satisfacer en el futuro cercano. Su objetivo principal es identificar, de forma estructurada, qué productos se van a necesitar, en qué cantidad y en qué momento, teniendo en cuenta no solo las previsiones de demanda, sino también los compromisos ya adquiridos y las condiciones actuales del inventario.

Por todo ello, es fundamental conocer todos o la mayoría de los siguientes datos:

- **Previsión a largo plazo:** estimaciones de ventas futuras basadas en datos históricos y análisis de mercado. Nos permite planificar con antelación los recursos y capacidad necesarios (Heizer & Render, 1998).
- **Pedidos comprometidos:** son los pedidos firmes de clientes (ventas), representan una demanda real e inmediata. Es información vital ya que nos dice qué tenemos que producir y entregar en el corto plazo.
- **Pedidos pendientes:** son órdenes que no han sido completadas, ya sea por falta de stock, retrasos en la producción... Representan una demanda insatisfecha que debemos cumplir lo antes posible. Incluirlos en el plan de necesidades asegura que se les dé prioridad y que se planifiquen los recursos necesarios para su cumplimiento (Meana Coalla, 2017).
- **Reposición de stock de seguridad:** indica la necesidad de reponer las unidades que se hayan utilizado o que estén por debajo del nivel deseado. Esto asegura que siempre tengamos un margen para hacer frente a imprevistos.

El resultado final es una serie temporal que recoge las necesidades brutas de cada periodo. Esta información sirve de base para dimensionar correctamente los recursos de producción, planificar los niveles de inventario y minimizar riesgos de ruptura o exceso de stock.

Aunque este plan aún no define qué se va a fabricar ni cuándo, sí establece el vínculo entre la demanda que llega del mercado y las decisiones que se tomarán dentro de la empresa. Más adelante, estas necesidades se traducirán en planes de producción concretos a través del Plan Agregado y el Plan Maestro de Producción (PMP), ajustándose a la capacidad real y a los objetivos de eficiencia de la organización.

2.8. PLANIFICACIÓN AGREGADA

En el entorno empresarial actual, caracterizado por su complejidad y evolución continua, las organizaciones se enfrentan al desafío constante de equilibrar la oferta y la demanda de sus productos y/o servicios. La planificación agregada emerge como una herramienta fundamental en este proceso, proporcionando un marco estratégico para la toma de decisiones a medio plazo.

La planificación agregada se define como un proceso de toma de decisiones que busca establecer un plan de producción general para un horizonte de tiempo medio, que abarca generalmente de 3 a 18 meses. Su propósito principal es alcanzar un equilibrio entre la demanda del mercado y la capacidad de producción disponible de la empresa, minimizando costes y maximizando la eficiencia (Chase, Jacobs, & Aquilano, 2006).

Es una visión general de la producción. En lugar de centrarse en productos individuales como lo hacen el Plan Maestro de Producción (PMP) y el *Material Requirements Planning* (MRP), la planificación agregada trabaja con familias de productos, estableciendo objetivos de producción, inventario y personal para un período de tiempo más largo. Además, sirve de puente entre la planificación estratégica y la planificación operativa (Heizer & Render, 1998).

2.8.1. IMPORTANCIA DEL PLAN AGREGADO DE PRODUCCIÓN

El uso de un plan agregado de producción aporta múltiples beneficios a las empresas, tales como

- Utilizar los recursos de manera eficiente sin generar gastos innecesarios.
- Prevenir escasez de productos o exceso de inventario.
- Disminuir costes de mano de obra y logística mediante una planificación adecuada.
- Adaptar la producción a la demanda prevista

2.8.2. ESTRATEGIAS DE PLANIFICACIÓN AGREGADA

Existen 3 estrategias principales para la elaboración del plan agregado de producción.

2.8.2.1. Estrategia de caza

La estrategia de caza ajusta los niveles de producción directamente en función de la demanda del mercado. Esto significa que cuando la demanda aumenta, la empresa incrementa su producción mediante la contratación de personal adicional, la ampliación de turnos de trabajo o el uso de horas extra. Por el contrario, cuando la demanda disminuye, se reducen los niveles de producción, lo que puede implicar despidos o disminución de horas laborales. Aunque esta estrategia minimiza los costos de almacenamiento y reduce el riesgo de acumulación de inventario, también puede generar inestabilidad laboral y costos elevados asociados a la contratación y despido de empleados (Chase, Jacobs, & Aquilano, 2006).

2.8.2.2. Estrategia de Nivelación

La estrategia de nivelación mantiene un ritmo de producción constante independientemente de las fluctuaciones en la demanda. En este caso, cuando la demanda es inferior a la capacidad de producción, los productos excedentes se almacenan en inventario para ser utilizados en periodos de mayor demanda. Por otro lado, si la demanda supera la capacidad de producción, se recurre a los inventarios acumulados. Este enfoque permite mantener estabilidad en la fuerza laboral y optimizar el uso de maquinaria y recursos. Sin embargo, puede generar costos adicionales por el almacenamiento de productos terminados y la necesidad de una gestión eficiente de inventarios (Heizer & Render, 1998).

2.8.2.3. Estrategia Mixta

La estrategia mixta combina elementos de las estrategias de persecución y nivelación para obtener un equilibrio entre estabilidad laboral, costos de producción y niveles de inventario. En esta estrategia, la empresa mantiene una producción relativamente estable, pero introduce ajustes moderados según las variaciones de la demanda. Para ello, puede recurrir a horas extra, subcontratación temporal o el uso estratégico de inventarios de seguridad. Este enfoque permite optimizar costos y mantener un nivel de flexibilidad que ayude a adaptarse a las necesidades del mercado, aunque requiere un análisis detallado y una planificación cuidadosa para su implementación efectiva (Chase, Jacobs, & Aquilano, 2006).

2.8.3. FACTORES A CONSIDERAR EN LA PLANIFICACION AGREGADA

Para una planificación efectiva, es fundamental considerar diversos factores que impactan directamente en la eficiencia del proceso. Entre ellos, se encuentran el pronóstico de la demanda, que permite ajustar los niveles de producción de acuerdo con las expectativas del mercado; la capacidad de producción, que evalúa los recursos disponibles para cumplir con los requerimientos de fabricación; y el manejo de inventarios, asegurando que haya suficiente stock para responder a la

demanda sin incurrir en costos innecesarios. Además, es clave analizar el costo de producción, considerando tanto costos fijos como variables, y mantener un nivel adecuado de flexibilidad operativa, lo que permitirá adaptar la producción a cambios imprevistos en la demanda o disponibilidad de recursos.

2.8.4. MÉTODOS PARA ELABORAR UN PLAN AGREGADO

Para construir un plan agregado de producción se pueden utilizar diferentes métodos. Los métodos gráficos permiten visualizar el equilibrio entre oferta y demanda mediante el uso de diagramas y curvas, facilitando la toma de decisiones de manera intuitiva. Los métodos matemáticos, como la Programación Lineal, permiten optimizar costos y recursos mediante modelos cuantitativos, proporcionando soluciones precisas. Finalmente, el uso de software de planificación como SAP, Oracle o herramientas avanzadas en Excel automatiza los cálculos y facilita la gestión eficiente de la producción en función de la demanda proyectada.

2.8.5. CONCLUSIÓN

El Plan Agregado de Producción es una herramienta esencial en la gestión de operaciones, ya que permite a las empresas anticiparse a la demanda y administrar eficientemente sus recursos. Su correcta implementación ayuda a reducir costos, optimizar inventarios y mejorar la estabilidad laboral, garantizando un flujo de producción equilibrado.

En el futuro, su importancia seguirá creciendo, especialmente con la digitalización y el uso de software avanzado de planificación. Las empresas que logren integrar la inteligencia artificial y análisis de datos en su planificación agregada podrán reaccionar de manera más ágil y efectiva a los cambios del mercado, logrando una ventaja competitiva en un entorno dinámico y globalizado.

2.9. PMP INICIAL

El Programa Maestro de Producción Inicial (PMPI) es una herramienta fundamental en la planificación de operaciones, cuyo objetivo es desglosar el Plan Agregado (PA) en periodos más cortos, generalmente semanas, sin considerar aún las restricciones de capacidad. A través del PMPI, se determina la cantidad de unidades que deben estar disponibles en cada semana para satisfacer la demanda prevista, tomando en cuenta los inventarios disponibles y los pedidos en curso (Stevenson, 2020).

Además, el PMPI permite definir los lotes de producción y establecer en qué momento deben estar terminados, proporcionando así una primera referencia para coordinar la fabricación y el abastecimiento de materiales. Sin embargo, en esta

etapa no se especifica cuándo deben iniciarse las órdenes de producción, ya que aún no se ha evaluado la capacidad real de los recursos disponibles.

Para calcular el PMPI, se parte de los siguientes datos:

- **PA desagregado (PAD):** Es la producción realizada tanto en horas normales como en horas extras planificada por semana n , derivada del plan agregado mensual (Q_i).

Suponiendo que la producción se distribuye equitativamente:

$$PA_n = \frac{Q_i}{n^{\circ}sem_i}$$

Si hay semanas con diferente carga de trabajo, la distribución puede hacerse proporcionalmente a la demanda prevista

- **Pedidos en curso (PC):** Cantidad de productos en proceso de fabricación que se recibirán en un período determinado.

El resto de la información necesaria se obtiene mediante los siguientes cálculos:

- **Inventario en exceso sobre el PA (IE):** Representa unidades disponibles que exceden la producción normal planificada y pueden utilizarse para cubrir la demanda. Se refiere al inventario disponible al inicio de cada periodo.

$$IE_n = PMPI_{n-1} - NN_{n-1}$$

- **Necesidades netas:** Cantidad de unidades que realmente deben ser producidas en cada semana para satisfacer la demanda.

$$NN_n = PAD_n - PC_n - IE_n$$

- **Tamaño de lote (Q):** Aunque se pueden emplear diferentes estrategias como por ejemplo lote a lote, con la que sólo se produce la cantidad exacta necesaria para cubrir la demanda; para este modelo se va a utilizar el lote óptimo, ya que las necesidades de producción son bastante uniformes. Para ello, aplicamos la fórmula de Wilson mencionada en el apartado 2.6:

$$Q_{PX} = \sqrt{\frac{2 \cdot c_{e\ PX} \cdot D_{PX}}{c_{p\ PX} \cdot \theta}}$$

- **Plan Maestro Propuesto Inicial (PMPI):** se calcula en función de las necesidades netas y el tamaño de lote. Asegura que la producción planificada se ajuste a la demanda prevista y a los pedidos en curso. En el caso de que las necesidades netas fuesen 0 o menores que 0, significaría que contamos con inventario suficiente para satisfacer la demanda, por lo que no haría falta

producir ninguna unidad. En caso contrario, habría que producir el lote óptimo, que ha sido calculado previamente.

2.10. DESAGREGACIONES

En la planificación de la producción, es común que el plan agregado (PA) esté definido en meses, mientras que el programa maestro de producción (PMP) opere en semanas o días. Esta diferencia en la división del tiempo puede generar inconsistencias, especialmente cuando las semanas no se alinean exactamente con el inicio y fin de los meses. Como resultado, algunas semanas pueden abarcar días de dos meses distintos, lo que complica la asignación precisa de la producción.

Para resolver esta situación y distribuir correctamente la producción mensual en semanas, se sigue un procedimiento específico que permite calcular las necesidades semanales de manera coherente y alineada con la planificación global. A continuación, se describe el método utilizado para llevar a cabo esta desagregación.

En primer lugar, se determina la **tasa de producción diaria**, p_i para cada mes.

$$p_i = \frac{PA_i}{D_i}$$

Donde:

- PA_i = Cantidad total planificada de producción para el mes i
- D_i = Número de días del mes i

(En caso de que el periodo de tiempo en el que queremos desagregar el plan agregado sean días, bastaría con aplicar esta fórmula).

Una vez que se ha calculado la tasa de producción diaria, se necesita distribuir esta producción en semanas, especialmente porque una semana puede abarcar días de dos o incluso tres meses distintos. Para ello, se utiliza la siguiente fórmula:

$$PA_n = d_{n(i-1)} \cdot p_{i-1} + d_{ni} \cdot p_i + d_{n(i+1)} \cdot p_{i+1}$$

Donde:

- PA_n = Producción total planeada para la semana n
- $d_{n(i-1)}$ = número de días del mes anterior que corresponde a la semana n
- p_{i-1} = tasa de producción diaria del mes anterior
- d_{ni} = Número de días del mes actual que corresponden a la semana n
- p_i = Tasa de producción diaria para el mes actual
- $d_{n(i+1)}$ = Número de días del mes siguiente que corresponden a la semana n

- p_{i+1} = Tasa de producción diaria para el mes siguiente

Esta fórmula tiene en cuenta cuántos días de cada mes pertenecen a la semana n y luego multiplica esos días por la tasa de producción diaria de cada mes para obtener la producción total de esa semana. El resultado es la desagregación de la producción mensual a la semana correspondiente.

Sin embargo, este procedimiento nos proporciona únicamente el plan agregado desagregado a nivel semanal para la familia de productos. Para obtener la cantidad específica de cada producto dentro de la familia, es necesario aplicar el porcentaje de producción correspondiente a cada uno.

Esto se realiza multiplicando la producción semanal de la familia de productos por el porcentaje de participación de cada producto en la producción total. De esta manera, se obtiene la cantidad exacta que debe producirse de cada artículo individual dentro de cada semana.

$$PA_{jn} = \%P_j \cdot PA_n$$

De igual forma, se puede desagregar el inventario.

En este caso, en vez de la tasa de producción diaria, se calcula la **tasa de crecimiento del inventario**, que nos indica como varía el nivel de inventario de un mes a otro.

$$\Delta I_i = \frac{I_i - I_{i-1}}{D_i}$$

Donde:

- ΔI_i = Tasa de crecimiento del inventario del mes i .
- I_i = Inventario al final del mes i
- I_{i-1} = Inventario al final del mes anterior
- D_i = Número de días del mes i

Esta fórmula calcula cuanto ha aumentado o disminuido el inventario de un mes a otro en promedio por día.

Si lo que queremos es distribuir el inventario mensual en semanas, se utiliza la siguiente fórmula:

$$I_n = I_{n-1} + d_{n(i-1)} \cdot \Delta I_{i-1} + d_{ni} \cdot \Delta I_i + d_{n(i+1)} \cdot \Delta I_{i+1}$$

Para obtener la cantidad de producto dentro de cada familia hay que tener en cuenta el Stock de Seguridad.

$$I_{jn} = \%P_j \cdot (I_n + SS)$$

2.11. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN

El Plan Maestro de Producción es una herramienta fundamental de planificación que convierte el plan agregado en una proyección detallada a corto plazo. Establece lo que se va a fabricar, cuándo y en qué cantidades, sirviendo como base para la planificación de materiales, la asignación de recursos y el control de la producción (Jacobs, Chase, & Aquilano, 1995).

Para su elaboración, el PMP se construye a partir de una serie de elementos clave, que integran tanto datos históricos como previsiones y compromisos reales. Estos elementos permiten estimar con precisión los requerimientos de producción semana a semana. A continuación, se detallan los principales componentes del PMP:

- **Previsión de ventas a corto plazo (VCP):** Estimación de la demanda semanal para cada producto en un horizonte temporal breve. Sirve como base para calcular las necesidades netas y planificar la producción.
- **Pedidos comprometidos (PF):** Cantidad de unidades que ya han sido comprometidas con clientes y que deben entregarse en una semana específica. Se priorizan en la planificación y forman parte de la demanda firme.
- **Previsión de ventas (V):** Estimación de la demanda semanal que se utilizara como base para planificar la producción y satisfacer la demanda esperada de cada producto.

$$V = \max (VCP_i, PF_i)$$

- **Pedidos pendientes (PP):** Pedidos que aún no han sido entregados y cuya programación de entrega corresponde a periodos próximos. Se consideran como parte de la demanda inmediata.
- **Inventario (I):** Cantidad de unidades en stock al inicio de una semana. Se utiliza para satisfacer la demanda antes de considerar nuevas órdenes de producción.
- **Inventario según el PA (IA):** Representa el nivel proyectado de inventario según el plan agregado mensual. Actúa como referencia para evaluar si el plan maestro se ajusta a las políticas de inventario.
- **Disponible a prometer (ATP):** Indica las unidades que pueden ser comprometidas con nuevos pedidos sin afectar los ya programados (véase apartado 2.6). Se calcula como:

$$DP_i = \begin{cases} DP_i^* & \text{si } PMPP_i + S_i + PC_i \geq 0 \\ 0 & \text{si } PMPP_i + S_i + PC_i < 0 \end{cases}$$

$$DP_i^* = PMPP_i + S_i + PC_i - PP_i - (IA_{h-1} - IA_{i-1}) - \sum_{t=i}^{h-1} PF_t$$

Siendo h el periodo de recepción del siguiente lote.

2.12. LISTAS DE CAPACIDAD

Las listas de capacidad son una herramienta de planificación que traduce la información contenida en la lista de materiales y el tiempo de carga unitario en un requerimiento concreto de recursos (Slack, 1995). A partir de la **lista de materiales**, se identifican todos los componentes necesarios para fabricar un determinado producto, mientras que el **tiempo de carga unitario** especifica cuánto tiempo necesita cada unidad para ser procesada en una máquina o por un operario.

Al combinar estos dos elementos, se calcula el **tiempo de procesamiento total** que se necesita en cada centro de trabajo para poder fabricar un determinado producto. Esto permite estimar de manera precisa la capacidad que se debe disponer para cumplir con la demanda de producción, por lo que se utiliza principalmente para evaluar si los recursos disponibles en cada centro de trabajo son suficientes para alcanzar los objetivos establecidos, evitando cuellos de botella y sobrecargas.

Aunque, como ya he mencionado antes, en la lista de materiales aparece la cantidad necesaria de cada componente (CLM_j), hay que tener en cuenta el aprovechamiento de cada producto (A_j). Como va a haber piezas que salgan con defectos o que no nos sirvan por el motivo que sea, hay que fabricar mayor cantidad de cada componente para evitar este desperdicio. Por lo que finalmente la **cantidad necesaria** de cada componente (CF_j) para fabricar el producto j, se traduce en:

$$CF_j = \frac{A_j}{CLM_j}$$

Por lo que el **tiempo de carga unitario compuesto** de cada producto j en el centro de trabajo k, nos queda como:

$$TCC_{jk} = \sum_{k=1}^N CF_j * TC_{jk}$$

Para determinar el **tiempo de carga unitario de la unidad de familia** (TCF), es necesario calcular el tiempo promedio ponderado que los productos de una familia requieren en cada centro de trabajo. Esto se hace considerando la proporción de cada producto dentro de la familia y su tiempo de procesamiento en cada centro. La fórmula utilizada es:

$$Ud\ Familia_k = \sum_j^N Prop_j * TC_{jk}$$

Si sumamos los tiempos de todos los centros de trabajo, obtenemos el TCF total. Este valor representa el tiempo promedio necesario en los distintos centros de producción para fabricar una unidad de la familia de productos.

Las listas de capacidad son fundamentales para traducir los requerimientos de materiales y tiempos de procesamiento en necesidades concretas de recursos, permitiendo planificar con precisión la capacidad de los centros de trabajo. Al considerar factores como el aprovechamiento de componentes y el tiempo promedio ponderado por familia de productos, esta herramienta ayuda a evitar sobrecargas y cuellos de botella, asegurando una producción eficiente y ajustada a la demanda.

2.13. PERFILES DE RECURSOS

Los perfiles de recursos son herramientas de planificación que representan una versión periodificada de las listas de capacidad (Slack, 1995). Mientras que estas últimas determinan los requerimientos de recursos basados en la demanda de producción y los tiempos de procesamiento, los perfiles de recursos organizan esta información en intervalos de tiempo específicos. Esto permite visualizar cómo varía la carga de trabajo en distintos períodos, facilitando una gestión más eficiente de la capacidad productiva.

Uno de los factores fundamentales en esta planificación es el **tiempo de suministro** (TS), que indica el tiempo necesario para que un componente o producto esté disponible en los centros de trabajo (Hillier & Lieberman, 1967). Si un componente tiene un TS alto (por ejemplo, 3 periodos), su procesamiento no podrá iniciarse hasta ese momento, lo que retrasa la carga en los centros de trabajo y puede generar fluctuaciones en la producción. Por el contrario, un TS corto permite una operación más continua y eficiente.

Para iniciar la fabricación de un producto, todos sus componentes deben estar disponibles. Si alguno de ellos tiene un TS mayor que 0, significa que su disponibilidad se pospone, retrasando la producción del producto final. Esto afecta la planificación general, ya que puede haber períodos con baja utilización de la capacidad productiva y otros con saturación en los centros de trabajo.

La fórmula que relaciona el tiempo de carga del producto j en el centro de trabajo k (TC_{jk}) con el tiempo de suministro es la siguiente. Siendo n el periodo actual.

$$TC_{njk} = \frac{TC_{jk}}{TS_j}$$

Si lo que queremos es calcular la cantidad de tiempo necesaria en cada centro de trabajo en cada periodo n , bastaría con sumar la carga de trabajo de cada producto en un centro y periodo determinado.

$$TC_{nk} = \sum_j^N TC_{njk}$$

Se puede observar cómo la disponibilidad de los componentes impacta en la carga de producción en cada período, ayudando a identificar posibles cuellos de botella y oportunidades para optimizar la asignación de recursos. Algunos centros de trabajo pueden presentar una carga nula en ciertos periodos, lo que indica tiempos de espera hasta la disponibilidad de los componentes. Por el contrario, en los periodos donde los componentes están listos, puede haber centros de trabajo donde la carga de trabajo se acumula, lo que puede generar picos de producción y posible saturación de los recursos.

2.14. PLAN DE CARGA

El plan de carga es una herramienta fundamental en la planificación de la producción, ya que permite evaluar la cantidad de capacidad productiva requerida en cada período de tiempo. Su objetivo es determinar si los recursos disponibles son suficientes para cumplir con el PMP o si es necesario realizar ajustes en la planificación (Slack, 1995).

Para ello, se parte de los **perfiles de recursos**, que como ya se ha mencionado previamente, representan las necesidades de capacidad en función de los lotes de producción y los tiempos de procesamiento de cada producto. A partir de esta información, se calcula la **carga de trabajo** que cada recurso deberá asumir en cada período.

Se multiplica el tamaño de lote de cada producto en el PMP por el tiempo necesario para su fabricación en cada periodo. Este cálculo permite conocer la cantidad total de horas o unidades de trabajo que cada centro de trabajo deberá asumir en cada periodo.

$$Carga\ de\ trabajo = \sum Lote_{Px} * Tiempo\ de\ producción\ por\ unidad$$

También es necesario tener en cuenta que los pedidos en curso también generan carga, por lo que se aplica esta misma fórmula.

Se realiza para cada recurso involucrado en el proceso productivo.

Una vez obtenida la carga de trabajo total para cada periodo, se compara con la capacidad disponible en la planta. Si la carga de trabajo supera la capacidad operativa de algún centro de trabajo, se identifican posibles desajustes que podrían

afectar a la viabilidad del PMP. En estos casos, es necesario analizar alternativas como la redistribución de la producción, la programación de horas extra o la subcontratación de algunas operaciones.

El objetivo final del plan de carga es garantizar que la planificación de la producción sea realista y factible, evitando situaciones de sobrecarga que puedan generar retrasos o cuellos de botella. Con esta información, se podrá evaluar si el PMP debe ajustarse para adaptarse a las limitaciones de capacidad.

2.15. MODELOS BENCHMARK

Para identificar metodologías aplicables al Plan Maestro de Producción (PMP) bajo restricciones de capacidad, se ha realizado una revisión de literatura especializada. En esta búsqueda, solo se ha encontrado un *benchmark* formal, el propuesto por Da Col y Teppan, aunque este se centra en la etapa posterior del proceso productivo, concretamente en el *job shop scheduling* (Da Col & Teppan, 2002). Este *benchmark*, basado en programación por restricciones, está diseñado para evaluar técnicas aplicadas a la programación detallada en entornos industriales complejos, no al PMP en sí.

Por otro lado, se han identificado dos estudios que sí abordan directamente el Plan Maestro de Producción con restricciones de capacidad, aunque no presentan benchmarks como tal. Schlenkrich propone un enfoque híbrido que combina metaheurísticas, programación por restricciones y aprendizaje automático para resolver problemas de planificación industrial a gran escala (Schlenkrich & Parragh, 2023). Asimismo, Paull y Bubak desarrollan un modelo que integra predicción de demanda mediante aprendizaje automático con técnicas de optimización matemática, aplicadas específicamente al PMP (Paull & Bubak, 2025). Estos trabajos, aunque no proporcionan conjuntos de datos estandarizados, resultan relevantes por las metodologías que emplean y su aplicación directa al contexto del PMP con restricciones.

En conclusión, y tras analizar las diversas técnicas y métodos disponibles para la planificación maestra de producción con restricciones de capacidad, a continuación, se presentan las herramientas seleccionadas para este trabajo. Entre ellas, destaca OpenSolver, una plataforma que permite resolver problemas de optimización de manera eficiente y obtener soluciones óptimas.

3. HERRAMIENTAS

Este apartado presenta los recursos teóricos y prácticos utilizados para resolver problemas de optimización. Se combinan técnicas matemáticas con herramientas informáticas como Excel y OpenSolver, que permiten modelar y resolver problemas de forma clara, eficiente y aplicable a situaciones reales.

3.1. PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA Y MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN

En esta sección se desarrollan los fundamentos de la programación matemática, centrados en la formulación de problemas orientados a la toma de decisiones. Se explican los conceptos de optimización y se introduce la programación lineal como uno de los métodos más comunes para su resolución.

3.1.1. OPTIMIZACIÓN

Optimizar significa encontrar la mejor manera de realizar una actividad, en términos matemáticos, consiste en buscar el valor máximo o mínimo de una función dentro de ciertos límites.

Este enfoque es ampliamente utilizado en áreas como ingeniería, economía, logística y planificación empresarial, con el objetivo de optimizar variables clave para poder minimizar o maximizar aspectos como costos, beneficios, eficiencia, tiempos de producción...

3.1.2. PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA

La programación matemática es una herramienta para la toma de decisiones que utiliza modelos matemáticos para representar problemas complejos y encontrar la mejor solución posible dentro de un conjunto de restricciones dadas (Winston, 2004).

En programación matemática, los modelos se construyen utilizando ecuaciones que representan situaciones del mundo real, transformando problemas complejos en formulaciones matemáticas precisas. Se busca tomar decisiones óptimas dentro de un espacio de soluciones factibles.

3.1.2.1. Componentes principales

- Variables de decisión

Las variables de decisión son componentes fundamentales en un modelo de programación matemática, ya que representan los elementos del sistema que pueden ser controlados directamente por el decisor. Son las que permiten traducir las decisiones reales a un lenguaje matemático. Inicialmente, su valor es

desconocido, y se determinará durante el proceso de resolución del modelo con el fin de encontrar la combinación que optimice la función objetivo $f(x)$, ya sea maximizándola o minimizándola.

Cada variable de decisión posee un dominio, es decir, el conjunto de valores posibles que puede adoptar. Este dominio define sus límites operativos y está estrechamente relacionado con la naturaleza del problema. Además, las variables pueden ser de diferentes tipos, tales como reales, enteras, booleanas... Esta clasificación influye directamente en el tipo de modelo que se formula (lineal, entera, mixta, etc.) y en el método de optimización utilizado para resolverlo.

Para identificar las variables de decisión, es importante tener claro qué información se conoce y qué aspectos del problema se pueden controlar. Una vez determinadas, se puede formular el modelo matemático, añadiendo la función objetivo y las restricciones (Mathur & Solow, 1996).

En modelos lineales continuos, estas variables suelen representarse como números reales, utilizando letras con subíndices (por ejemplo $x_1, x_2, \dots, x_n$), o con símbolos que aluden a su significado contextual, como p para peso o v para valor.

En algunos casos, aunque no sea obligatorio, se puede proporcionar una estimación inicial del valor de las variables para ayudar al algoritmo de optimización a encontrar más eficientemente la solución óptima. Además, es habitual expresar las variables en forma de vectores indexados, lo que permite una notación más compacta y estructurada dentro del modelo matemático, especialmente en problemas de gran escala.

- Función objetivo

La función objetivo es la parte del modelo que define qué se quiere conseguir al resolver el problema. Puede ser, por ejemplo, aumentar los beneficios o reducir los costes, dependiendo del objetivo del análisis. Es una ecuación matemática que combina datos y variables de decisión, y permite evaluar el resultado que se obtiene con cada posible combinación de decisiones. Normalmente, esta función es lineal y se expresa como una suma ponderada de las variables. Una vez construida, el proceso de optimización se encarga de encontrar los valores de las variables que hagan que esa función alcance su valor máximo o mínimo, según lo que se busque en el problema.

- Restricciones

Las restricciones representan las limitaciones reales del problema, ya sea por disponibilidad de recursos, condiciones físicas o reglas impuestas por el entorno. Estas restricciones establecen los límites dentro de los cuales debe encontrarse la solución óptima, y definen la relación entre las variables de decisión y los datos del

problema. Para formularlas correctamente, es necesario identificar cuáles son las limitaciones prácticas que afectan a las variables, utilizando la información proporcionada por el enunciado del problema. El número y tipo de restricciones puede variar en función del objetivo (maximizar o minimizar) y de la naturaleza del problema en sí. En definitiva, las restricciones son condiciones que deben cumplirse necesariamente para que una solución sea válida dentro del modelo (Ríos Insua, 1996).

3.1.2.2. Forma general de un modelo de programación matemática

La forma general de un modelo de optimización es:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar o maximizar } f(x) \\ & \text{sujeto a } g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m \\ & \quad h_i(x) = 0, i = 1, 2, \dots, p \\ & \quad x \in X \end{aligned}$$

Donde:

- $f(x)$: función objetivo que se desea optimizar
- $g_i(x)$: restricciones de desigualdad
- $h_j(x)$: restricciones de igualdad
- x : vector de variables de decisión
- X : dominio de las variables (conjunto de posibles valores que pueden tomar las variables de decisión)

3.1.2.3. Tipos de modelos

Existen diferentes tipos de programación matemática, clasificados según el tipo de funciones o variables que utilizan. La programación lineal (PL) se caracteriza por tener funciones lineales tanto en la función objetivo $f(x)$ como en las restricciones $g_i(x)$ y $h_j(x)$. Este enfoque fue formalizado por George Dantzig en 1947, quien desarrolló el método **simplex**, un algoritmo que busca la mejor solución moviéndose por los vértices del espacio definido por las restricciones. La programación entera (PE), en cambio, se emplea cuando alguna o todas las variables de decisión deben tomar valores enteros. Los problemas de programación entera no pueden resolverse de manera directa con programación lineal, por lo que se han desarrollado algoritmos específicos, como los algoritmos de **Gomory**, para abordar estos desafíos (Gomory, 1958). Por otro lado, la programación no lineal (PNL) se distingue porque la función objetivo $f(x)$ o alguna de las restricciones no es lineal. Finalmente, la programación mixta (MILP o MINLP) combina variables continuas y enteras, y puede involucrar tanto funciones lineales como no lineales en su formulación.

Los problemas de optimización matemática requieren no solo de un modelo formal que los describa, sino también de datos específicos para crear una instancia del modelo y de un motor de optimización, es decir, un algoritmo que resuelva dicha instancia. El proceso de optimización busca encontrar valores para las variables de decisión que no solo satisfagan todas las restricciones del modelo, sino que también optimicen la función objetivo de acuerdo con los criterios establecidos.

En resumen, la programación matemática es una disciplina clave en la resolución de problemas de optimización, permitiendo tomar decisiones informadas en situaciones complejas. Su aplicación abarca una variedad de áreas, desde la planificación de la producción hasta la asignación de recursos en organizaciones, pasando por la toma de decisiones estratégicas y operativas. Mediante el uso de métodos adecuados, se pueden encontrar soluciones óptimas dentro de un marco de restricciones y condiciones reales.

3.1.3. PROGRAMACIÓN LINEAL

Un problema de programación lineal puede definirse como “un problema en el que la función objetivo y todas las restricciones son lineales y todas las variables son continuas” (Mathur & Solow, 1996).

3.1.3.1. Forma general de un modelo de programación lineal

Se puede formular de manera general de la siguiente forma:

$$\text{Minimizar ó Maximizar } Z = c_1x_1 + \dots + c_nx_n$$

Sujeto a:

$$a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n \sim b_1$$

...

$$a_{m1}x_1 + \dots + a_{mn}x_n \sim b_m$$

$$x_1, \dots, x_n \geq 0$$

*El símbolo $\sim$ puede denotar $\geq, \leq$, o $=$

** Tenemos m ecuaciones y n variables (incógnitas)

De forma matricial:

$$\text{Minimizar ó Maximizar } Z = C^T x$$

Sujeto a:

$$Ax \sim b, \quad A = m \cdot n$$

$$x \geq 0$$

Donde:

- Z : Función objetivo
- C : Constantes del modelo (datos)
- x : Variables de decisión
- A : Restricciones

3.1.3.2. Métodos para resolver un problema de PL

La programación lineal ofrece herramientas para resolver problemas de optimización con restricciones lineales. A continuación, se explican los principales métodos utilizados para encontrar soluciones en este tipo de modelos.

○ SIMPLEX

Es un algoritmo general para resolver cualquier problema de programación lineal. Admite cualquier número de variables. Es un método iterativo que nos conduce progresivamente hasta la solución final.

El método Simplex toma siempre como posible solución un punto correspondiente a uno de los vértices de la región factible de solución, siendo la primera aproximación el origen. De aquí, en las siguientes iteraciones, el Simplex se moverá hacia otros vértices, hasta que alguno de ellos sea el óptimo, lo cual sucede cuando un vértice tiene mejor valor de la función objetivo que los 2 vértices adyacentes a él, es decir el anterior y el posterior, siendo entonces cuando se ha logrado la solución del problema de programación lineal (Davis & McKeown, 1996).

Se va a explicar este método a través de un ejemplo sencillo:

$$\text{Maximizar } Z = 3x_1 + 5x_2$$

Sujeto a:

$$x_1 \leq 4$$

$$2x_2 \leq 12$$

$$3x_1 + 2x_2 \leq 18$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Paso 1: Formular el problema en forma estándar

Para poder usar este método, es necesario pasar nuestro problema a la forma estándar, es decir, un problema expresado de la siguiente forma:

Notación escalar

Maximizar $c_1x_1 + \dots + c_nx_n$

Sujeto a:

$$a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n = b_1$$

...

$$a_{m1}x_1 + \dots + a_{mn}x_n = b_m$$

$$x_1, \dots, x_n \geq 0$$

Notación matricial

Maximizar $c^T x$

Sujeto a:

$$Ax = b$$

$$x \geq 0$$

Cuando en el modelo original nos encontramos con una restricción del tipo $a_i^T x \geq b_i$, se introduce una variable de exceso, s_i , de forma que la inecuación se convierte en la ecuación $a_i^T x - s_i = b_i$, añadiendo la condición $s_i \geq 0$. Esta variable representa el “exceso” que se necesita restar para convertir la desigualdad en igualdad. La nueva variable aparece con coeficiente 0 en la función objetivo.

En cambio, si la inecuación es de la forma $a_i^T x \leq b_i$, la variable de exceso pasa a llamarse variable de holgura, s_i , con la restricción $s_i \geq 0$, y la inecuación se convierte en la ecuación $a_i^T x + s_i = b_i$.

Si aparece alguna variable x_i que no tiene restricción de no negatividad, habría que sustituir x_i en la función objetivo y en todas las restricciones por la diferencia de dos variables nuevas x_{n+1} y x_{n+2} que sí tienen restricción de no negatividad: $x_{n+1} \geq 0, x_{n+2} \geq 0$.

Y finalmente si nos encontramos con un problema en el que queremos minimizar la función objetivo, bastaría con multiplicar la función objetivo por -1.

En nuestro caso, siendo s_1, s_2 y s_3 variables de holgura nos queda:

$$x_1 + s_1 = 4$$

$$2x_2 + s_2 = 12$$

$$3x_1 + 2x_2 + s_3 = 18$$

$$\text{Maximizar } Z = 3x_1 + 5x_2$$

Paso 2: Construcción de la tabla simplex inicial

Se organizan los datos en una tabla con una fila por cada restricción y una fila adicional para la función objetivo. En esta tabla, las columnas representan las variables (incluyendo las de holgura y exceso si hay) y una columna adicional contiene los términos independientes (b_i). Inicialmente, las variables básicas

(normalmente las de holgura) toman los valores de los términos independientes, y las variables no básicas (como x_1 y x_2) se inicializan en cero.

Básica	x_1	x_2	s_1	s_2	Solución
s_1	a_{11}	a_{12}	1	0	b_1
s_2	a_{21}	a_{22}	0	1	b_2
Z	$-c_1$	$-c_2$	0	0	0

Tabla 1. Tabla simplex inicial

Aplicándolo a nuestro ejemplo, nos queda:

Básica	x_1	x_2	s_1	s_2	s_3	Solución
s_1	1	0	1	0	0	4
s_2	0	2	0	1	0	12
s_3	3	2	0	0	1	18
Z	-3	-5	0	0	0	0

Tabla 2. Ejemplo tabla simplex

Paso 3: Comprobación de optimalidad

Se observa la fila correspondiente a la función objetivo. Si todos los coeficientes de las variables en esa fila son mayores o iguales a cero, la solución actual es óptima. En caso de haber coeficientes negativos, significa que la función objetivo puede mejorar, y por tanto se procede a iterar.

Paso 4: Seleccionar la variable entrante

Se identifica la variable que más puede mejorar la función objetivo. En problemas de maximización, se selecciona la variable con el coeficiente más negativo en la fila de la función objetivo. Esta variable será la entrante, y su columna se denomina columna pivote

En nuestro caso, el coeficiente más negativo en la fila de Z es -5 (columna x_2). Por lo tanto x_2 es la variable que entra.

Paso 5: Determinar la variable saliente

Para decidir qué variable básica saldrá de la base, se calcula, para cada fila de restricción, el cociente entre el término independiente y el coeficiente correspondiente en la columna pivote, siempre que ese coeficiente sea positivo. La fila con el menor cociente indica la variable saliente, y su intersección con la columna pivote es el elemento pivote.

- Fila 1: no aplica (coeficiente 0)
- Fila 2: $12:2 = 6$

- Fila 3: $18:2 = 9$

El menor cociente es 6 (fila 2). Por lo tanto, s_2 es la variable que sale. El elemento en la intersección de la fila pivote y la columna pivote es el elemento pivote, en nuestro caso es el 2.

Paso 6: Realizar el pivoteo

Primero, se convierte el elemento pivote en 1 dividiendo toda su fila entre su valor. Luego, se ajustan las demás filas (incluida la función objetivo) para que el resto de los valores en la columna pivote sean 0, utilizando combinaciones lineales de la fila pivote. Este procedimiento actualiza la tabla, y también la base, reemplazando la variable saliente por la variable entrante.

Aplicado a nuestro ejemplo:

1. Dividimos la fila 2 por 2

$$(0, 2, 0, 1, 0, 12) : 2 = (0, 1, 0, 0, 0.5, 0, 6)$$

2. Actualizamos fila de Z

$$(-3, -5, 0, 0, 0, 0) : 5 \cdot (0, 1, 0, 0.5, 0, 6) = (-3, 0, 0, 2.5, 0, 30)$$

3. La fila 1 no se actualiza ya que el coeficiente de x_2 es 0 y es lo que estamos buscando

4. Actualizamos fila 3

$$(3, 2, 0, 0, 1, 18) - 2 \cdot (0, 1, 0, 0.5, 0, 6) = (3, 0, 0, -1, 1, 6)$$

La nueva tabla nos queda

Básica	x_1	x_2	s_1	s_2	s_3	Solución
s_1	1	0	1	0	0	4
x_2	0	1	0	0,5	0	6
s_3	3	0	0	-1	1	6
Z	-3	0	0	2,5	0	30

Tabla 3. Primera iteración ejemplo simplex

Paso 7: Repetir el proceso hasta encontrar la solución óptima

Una vez realizada la actualización, se verifica nuevamente la fila de la función objetivo. Si aún hay coeficientes negativos, se repite el proceso desde la selección de variable entrante. Las iteraciones continúan hasta que no queden valores negativos en dicha fila, lo que indica que se ha alcanzado la solución óptima.

Volvemos a repetir los pasos anteriores:

1. Fila de Z: hay un coeficiente negativo (-3 en x_1), por lo que x_1 es la entrada

2. Componentes:

- Fila 1: $4:1 = 4$
- Fila 2: No aplica (coeficiente 0)
- Fila 3: $6:3 = 2$

3. Menor coeficiente: 2 (fila 3), por lo que s_3 es la salida. Siendo el elemento pivote el 3.

4. Pivoteo:

- Dividimos la fila 3 por 3

$$(3, 0, 0, -1, 1, 6) : 3 = (1, 0, 0, -\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 2)$$

- Actualizamos fila de Z

$$(-3, 0, 0, 2.5, 0, 30) + 3 \cdot (1, 0, 0, -\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 2) = (0, 0, 0, 1.5, 1, 36)$$

- Actualizamos fila 1

$$(1, 0, 1, 0, 0, 4) - (1, 0, 0, -\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 2) = (0, 0, 1, \frac{1}{3}, -\frac{1}{3}, 2)$$

- Fila 2 sin cambios

5. Nueva tabla:

Básica	x_1	x_2	s_1	s_2	s_3	Solución
s_1	0	0	1	$\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	2
x_2	0	1	0	0,5	0	6
x_1	1	0	0	$-\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$	2
Z	0	0	0	1,5	1	36

Tabla 4. Solución ejemplo Simplex

Todos los coeficientes en la fila de la Z no son negativos. La solución es óptima.

Paso 8: Solución final

Al finalizar, las variables básicas tendrán los valores indicados en la columna de solución, mientras que las no básicas tendrán valor 0. El valor óptimo de la función objetivo es el número en la casilla correspondiente de la fila Z y columna "solución". Por ejemplo, en el caso expuesto, se obtiene:

- Solución: $x_1 = 2$, $x_2 = 6$
- Valor óptimo: $Z = 36$

- Variables de holgura: $s_1 = 2$, $s_2 = 0$, $s_3 = 0$

Este método es eficiente para problemas de tamaño moderado, y ofrece información adicional como sensibilidad a cambios en los coeficientes. Sin embargo, en problemas muy grandes puede resultar lento. Además, requiere que el problema esté bien formulado, es decir, que sea factible y acotado. En la práctica, se implementa mediante software como Solver de Excel, MATLAB, Python, entre otros, y para mejorar su rendimiento en problemas grandes se usan variantes como el simplex revisado.

- MÉTODO BRANCH AND BOUND

El método *Branch and Bound* (ramificación y acotación) es un algoritmo utilizado para resolver problemas de optimización combinatoria como problema del viajante, el de la mochila y programación entera, especialmente cuando las variables deben tomar valores discretos en lugar de continuos.

Este algoritmo explora el espacio de soluciones de un problema dividiéndolo en subproblemas más pequeños (ramificación) y utilizando cotas (límites superiores o inferiores) para descartar aquellos subproblemas que no pueden contener la solución óptima (acotación). Es un método de búsqueda exhaustiva inteligente, ya que evita explorar todas las soluciones posibles al podar ramas que no son prometedoras.

Consideramos el siguiente problema de programación entera:

$$\text{Maximizar } z = 5x + 3y$$

Sujeto a:

$$2x + y \leq 7$$

$$x + 2y \leq 8$$

$$x, y \geq 0$$

$$x, y \text{ enteros}$$

Aplicaremos el método *Branch and Bound* para encontrar la mejor solución entera.

A continuación, se explica el funcionamiento del algoritmo paso a paso.

Paso1: Resolver el problema relajado

Se comienza resolviendo el problema original como si fuera un problema de programación lineal normal, es decir, sin exigir que las variables sean enteras. Esto se llama "problema relajado". El objetivo es obtener una solución óptima inicial que puede contener valores decimales. Esta solución se usa como punto de partida para comparar y decidir si es necesario seguir explorando.

En nuestro ejemplo, si resolvemos el problema relajado (ignorando que x e y deben ser enteros), obtenemos:

$$x = 2.5, y = 1.75, \text{ con } z = 17.75$$

Paso 2: Verificar si la solución es entera

Una vez que se tiene la solución del problema relajado, se comprueba si todas las variables que deben ser enteras tienen, efectivamente, valores enteros. Si todas son enteras, entonces esa es la solución óptima del problema y se termina el proceso. En caso contrario, se debe seguir ramificando.

En este caso, $x = 2.5$ e $y = 1.75$ no son enteros, por lo que se debe ramificar.

Paso 3: Ramificar el problema (*branching*)

Si la solución contiene alguna variable con valor decimal, se elige una de esas variables para "ramificar" el problema. Esto significa crear dos nuevos subproblemas, cada uno con una nueva restricción que obliga a esa variable a tomar valores enteros: uno con la restricción de que la variable sea menor o igual a la parte entera inferior, y otro con la restricción de que sea mayor o igual a la parte entera superior. De esta forma, se divide el problema original en partes más pequeñas.

Por ejemplo, elegimos ramificar sobre $x = 2.5$:

Creamos dos subproblemas:

1. $x \leq 2$
2. $x \geq 3$

Paso 4: Resolver los subproblemas y aplicar acotación (*bounding*)

Cada uno de los subproblemas se resuelve nuevamente como problemas relajados. Si alguno de estos subproblemas da una solución entera, se guarda como una posible solución óptima. Además, se compara el valor de la función objetivo con el mejor valor encontrado hasta ahora. Si la solución no es entera y su valor es peor (más bajo en maximización, o más alto en minimización) que el mejor valor entero actual, entonces ese subproblema se descarta porque no puede mejorar la solución. Este proceso se conoce como "acotación".

Ahora resolvemos los dos subproblemas relajados:

- Para $x \leq 2$, la solución relajada puede ser $x = 2, y = 2.5$, con $z = 17.5$
- Para $x \geq 3$, la solución relajada podría ser $x = 3, y = 0.5$, con $z = 16.5$

Ninguna es entera completamente, por lo que se continúa ramificando en cada rama. Además, se puede descartar cualquier rama cuyo valor relajado sea menor que la mejor solución entera conocida (si se ha encontrado alguna).

Paso 5: Repetir el proceso

Los pasos de ramificar y acotar se repiten sucesivamente con cada nuevo subproblema que sea prometedor (es decir, que no haya sido descartado y tenga potencial de mejorar la solución). Se van resolviendo y comparando todas las ramas que queden activas, en un orden organizado (puede ser por profundidad, amplitud o mejor cota).

Por ejemplo, en la rama $x \leq 2$, ahora ramificamos por la variable $y = 2.5$, creando los subproblemas:

1. $y \leq 2$
2. $y \geq 3$

Y seguimos resolviendo y descartando ramas según las cotas obtenidas.

Paso 6: Elegir la mejor solución entera encontrada

Cuando ya no queda ninguna rama activa por explorar, el proceso termina. En ese momento, se elige entre todas las soluciones enteras encontradas aquella que tenga el mejor valor de la función objetivo. Esa será la solución óptima del problema original con variables enteras.

3.2. EXCEL

Excel es una herramienta de hoja de cálculo que permite gestionar y analizar datos numéricos y de texto en tablas organizadas en filas y columnas. A diferencia de otros programas ofimáticos, Excel facilita la estructuración de información y la realización de cálculos, desde operaciones aritméticas básicas hasta funciones matemáticas y estadísticas más avanzadas.

Además, Excel proporciona herramientas como gráficos y tablas dinámicas, que permiten visualizar y analizar datos de manera eficiente. Para aprovechar al máximo sus capacidades, es posible utilizar diversas funciones categorizadas según su propósito, como funciones lógicas, de búsqueda, de referencia, de texto y de fecha y hora.

3.3. OPENSOLVER

3.3.1. INTRODUCCIÓN A OPENSOLVER Y UTILIDAD

OpenSolver es un complemento de código abierto para Microsoft Excel que se utiliza para resolver problemas de optimización. Nos permite encontrar la mejor solución posible a un problema, dadas ciertas restricciones.



Figura 1. Ubicación del OpenSolver en la barra de herramientas

3.3.2. MODELADO DE PROBLEMAS EN OPENSOLVER

El modelado de problemas es el primer paso crucial para aprovechar al máximo OpenSolver. Implica traducir un problema del mundo real a un formato matemático que OpenSolver pueda entender y resolver. Este proceso abarca desde la definición clara de la función objetivo, hasta delimitar las restricciones necesarias para que nuestro modelo sea coherente. En los siguientes apartados se profundizará en cada uno de los elementos necesarios para nuestro modelo. En primer lugar, nos encontramos con el botón “Model”, a partir del cual se muestra la siguiente pantalla:

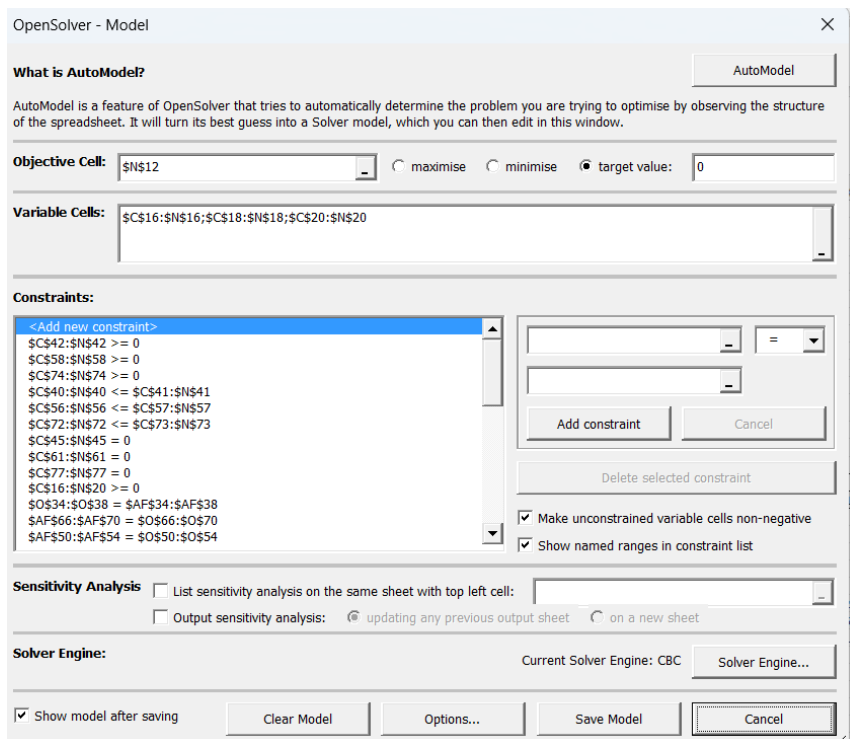


Figura 2. “Model” OpenSolver

3.3.2.1. Automodel

AutoModel es una funcionalidad de OpenSolver que permite generar automáticamente un modelo de optimización a partir de una hoja de cálculo. En lugar de definir manualmente las variables, restricciones y función objetivo, OpenSolver analiza la estructura de los datos y los identifica por sí mismo.

Si se activa esta casilla, se detectan automáticamente las variables de decisión, analizando celdas con valores numéricos que cambian en función de otros cálculos. Para identificar la función objetivo, busca aquella celda que contenga una fórmula que depende de las variables. Finalmente encuentra restricciones observando como interactúan las fórmulas con los datos de entrada.

Aunque presenta un funcionamiento relativamente sencillo, que nos permite crear modelos sin la necesidad de definir cada elemento manualmente, presenta una serie de limitaciones. El automodel puede no detectar correctamente aquellas restricciones que sean complejas de delimitar, y en aquellos casos que el modelo tenga muchas variables en diferentes ubicaciones, es probable que sea necesario hacer ajustes manuales.

3.3.2.2. Objective Cell

En una de las celdas de la hoja de cálculo, se define la función objetivo. Es decir, aquella expresión matemática que queremos maximizar, minimizar o que alcance un valor concreto. Definir un objetivo claro es crucial para poder encontrar la solución óptima del problema. Aunque no tiene por qué incluir directamente las variables de decisión en la propia función, sí que debe de estar relacionada con aquellas celdas que las contienen.

3.3.2.3. Variable Cells

Las variables de decisión son las incógnitas que queremos resolver en el problema de optimización. Representan las cantidades que debemos calcular para obtener la mejor solución y alcanzar el objetivo planteado. El número de variables en OpenSolver depende de la versión utilizada. La versión estándar permite hasta 2 millones de variables, mientras que las versiones avanzadas, como OpenSolver Evolutionary o la integración con Gurobi, pueden manejar aún más, dependiendo del solucionador externo. Esto supera ampliamente el límite del Solver de Excel, que admite solo 200 variables en la versión estándar y hasta 8000 en la versión Premium. Sin embargo, la capacidad de la computadora, especialmente la memoria RAM y el procesador, también influye en el rendimiento y la resolución de modelos con un gran número de variables.

Por defecto, vienen seleccionadas las opciones de “*Make unconstrained variable cells non-negative*”, que establece como predeterminado que el valor de las variables debe ser no negativo, y “*Show named ranges in constraint list*”, que en el

caso de que se haya nombrado a un rango de celdas de alguna forma en especial en vez de aparecer las celdas en formato columna+fila, aparecerá este nombre.

3.3.2.4. Constraints

Son las limitaciones bajo las cual operamos. Se representan mediante ecuaciones y definen las condiciones que deben cumplirse. Algunas que vamos a definir en nuestro modelo son aquellas que tienen que ver con las limitaciones de recursos, de tiempo o de capacidad. El número de restricciones en OpenSolver no tiene un límite fijo, pero está determinado por la capacidad de memoria de Excel y del sistema. La versión estándar permite un gran número de restricciones, mientras que al utilizar solucionadores externos como Gurobi o CBC, se pueden manejar millones de restricciones, dependiendo de los recursos disponibles. Esto supera ampliamente los límites del Solver de Excel, que admite solo 100 restricciones en la versión estándar y hasta 8000 en la versión Premium, permitiendo resolver modelos más grandes y complejos. En este “apartado” aparte de establecer las restricciones de igualdad o desigualdad, también se puede seleccionar aquellas que tienen que ver con el propio formato de los valores. El OpenSolver incluye restricciones preestablecidas para números enteros (*int*), binarios (*bin*), o que todos los valores de un rango sean diferentes entre sí (*alldiff*) (es útil si se necesita asignar tareas sin repetir, en sudokus, problemas de secuenciación...).

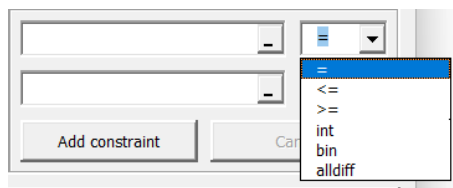


Figura 3. Restricciones OpenSolver

3.3.2.5. SENSITIVITY ANALYSIS

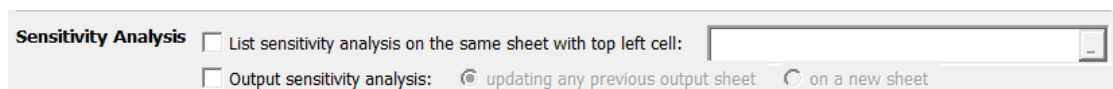


Figura 4. Sensitivity Analysis OpenSolver

El análisis de sensibilidad en OpenSolver permite identificar qué variables y restricciones son más críticas en la solución óptima, brindando información clave para la toma de decisiones. Facilita la evaluación de cómo pequeños cambios en costos, recursos o restricciones pueden afectar el resultado, permitiendo ajustar parámetros sin necesidad de resolver nuevamente el modelo. Además, ayuda a explorar oportunidades de mejora y optimización dentro de un margen de variación razonable, asegurando que las decisiones sean más informadas y estratégicas.

En resumen, el análisis de sensibilidad de OpenSolver ayuda a entender la estabilidad de la solución y a explorar oportunidades de mejora dentro de un margen de variación razonable.

Sin embargo, hay excepciones. El análisis de sensibilidad en OpenSolver solo es válido para modelos lineales continuos, en modelos con variables enteras o binarias, las soluciones son discretas, por lo que pequeños cambios pueden generar resultados completamente diferentes, haciendo que los rangos de variación no sean aplicables. Además, la mayoría de estos modelos utilizan métodos como *Branch and Bound*, que no permiten calcular cambios marginales de forma gradual. Por ello, el análisis de sensibilidad no se puede realizar en problemas enteros o binarios.

Para ver cómo funciona este análisis de sensibilidad, se ha buscado un ejemplo en internet. Si se activa la casilla de realizar este análisis, se realizará un estudio especificando lo siguiente:

OpenSolver Sensitivity Report - CBC						
Decision Variables						
Cells	Name	Final Value	Reduced Costs	Objective Value	Allowable Increase	Allowable Decrease
C12	Minn Atl	0	0.28	0.60	#####	0.28
D12	Minn Bos	0	0.30	0.56	#####	0.30
E12	Minn Chi	10000	0.00	0.22	0.28	#####
F12	Minn Den	0	0.31	0.40	#####	0.31
C13	Pitt Atl	5000	0.00	0.36	0.02	0.09
D13	Pitt Bos	10000	0.00	0.30	0.09	0.59
E13	Pitt Chi	0	0.02	0.28	#####	0.02
F13	Pitt Den	0	0.45	0.58	#####	0.45
C14	Tucs Atl	3000	0.00	0.65	0.09	0.02
D14	Tucs Bos	0	0.09	0.68	#####	0.09
E14	Tucs Chi	2000	0.00	0.55	0.02	0.28
F14	Tucs Den	9000	0.00	0.42	0.31	0.42

Constraints						
Cells	Name	Final Value	Shadow Price	RHS Value	Allowable Increase	Allowable Decrease
C15>=C8	Received Atl	8000	0.65	8000	1000	3000
D15>=D8	Received Bos	10000	0.59	10000	1000	3000
E15>=E8	Received Chi	12000	0.55	12000	1000	2000
F15>=F8	Received Den	9000	0.42	9000	1000	9000
G12<=G5	Minn Sent	10000	-0.33	10000	2000	1000
G13<=G6	Pitt Sent	15000	-0.29	15000	3000	1000
G14<=G7	Tucs Sent	14000	0.00	15000	#####	1000

Figura 5. Ejemplo Sensitivity Analysis OpenSolver

En la parte superior del informe se detallan las variables de decisión con los siguientes datos:

- **Nombre:** representa la variable de decisión en el modelo
- **Valor final:** es la cantidad optima de la variable solución
- **Costos reducidos:** indica cuánto debería cambiar el coeficiente de la función objetivo para que la variable, actualmente en 0, entre en la solución optima
- **Valor objetivo:** representa la contribución de la variable a la función objetivo

- **Aumento/disminución permitida:** indica cuánto se puede modificar el coeficiente de la función objetivo antes de que la solución óptima cambie

Por ejemplo, en la celda C12 (Minn Atl), se muestra que el valor final es 8000 y que su costo reducido es 0.28. Esto significa que si este costo aumenta en 0.28, la solución óptima podría cambiar.

La parte inferior muestra información sobre las restricciones del modelo, con los siguientes valores:

- **Valor final:** indica el valor alcanzado por la restricción en la solución óptima
- **Precio sombra:** muestra cuánto cambiaría el valor óptimo si el lado derecho de la restricción aumenta en una unidad
- **RHS Value- valor del lado derecho:** es el valor actual de la restricción en la formulación del problema
- **Aumento/ disminución permitido:** indica cuánto se puede modificar el RHS antes de que el precio sombra deje de ser válido.

Por ejemplo, la restricción C15<=C8 (Received Atl) tiene un Shadow Price de 0.65, lo que significa que, si se incrementa la cantidad recibida en Atlanta en una unidad, la función objetivo cambiará en 0.65 unidades.

3.3.2.6. SOLVER ENGINE—motores de optimización

Los problemas de optimización se pueden clasificar en distintas categorías según la naturaleza de sus variables y restricciones. Entre los más comunes se encuentran los problemas lineales (LP), donde tanto la función objetivo como las restricciones son expresiones lineales; los problemas enteros (IP), en los que algunas o todas las variables deben tomar valores enteros; y los problemas no lineales (NLP), que incluyen funciones objetivo o restricciones con relaciones no lineales. También existen combinaciones como la programación lineal de enteros mixtos (MILP) o la programación no lineal de enteros mixtos (MINLP), que integran variables continuas y enteras en entornos lineales o no lineales.

Para abordar estos distintos tipos de problemas de manera eficiente, se utilizan motores de optimización, también conocidos como motores de resolución, que aplican algoritmos específicos según las características del modelo. En este sentido, OpenSolver destaca por su flexibilidad, ya que permite integrar varios motores de optimización adaptados a diferentes escenarios. A través del botón denominado *Solver Engine*, es posible seleccionar el motor más adecuado para cada caso particular.

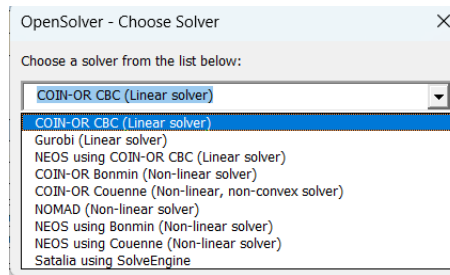


Figura 6. Choose Solver de OpenSolver

COIN-OR.

COIN-OR, que significa “*Computational Infrastructure for Operations Research*” (Infraestructura Computacional para Investigación de Operaciones), es una iniciativa de software de código abierto que proporciona una serie de herramientas, bibliotecas y solucionadores para poder resolver problemas de optimización como programación lineal y entera, u optimización lineal o combinatoria. Es de uso gratuito y puede ser modificado y distribuido por cualquier persona.

Este proyecto se anunció por primera vez en el año 2000, con el principal objetivo de fomentar el uso de software libre y de código abierto en el campo de la investigación operativa y la optimización. Aunque todo el mundo puede ser partícipe, se encuentra a cargo de la fundación que lleva su mismo nombre, COIN-OR, una organización sin ánimos de lucro que reúne a tanto a investigadores y desarrolladores como a usuarios interesados en este ámbito, lo cual fomenta la colaboración y el intercambio de conocimientos entre sus miembros.

Dentro de este entorno, destacan tres *solvers* que han demostrado su valía en la resolución de distintas clases de problemas: CBC, BONMIN y COUENNE. Cada uno con sus propias ventajas y características, ayuda a impulsar el desarrollo de la optimización y proporcionar soluciones innovadoras en diversos campos.

- CBC (COIN-OR Branch and Cut)

Es un solucionador escrito en C++, diseñado para resolver problemas de programación lineal entera mixta (MILP) utilizando la técnica de “*Branch and Cut*”. Esta técnica, conocida en español como método de ramificación y poda (o de ramificación y acotación), parte de dividir un problema inicial en una serie de problemas más pequeños, hallar su solución y juntar toda esta información para resolver el problema inicial. El algoritmo se encarga de detectar en que ramificación las soluciones dadas no son óptimas, para poder “podar” esa rama del árbol y evitar el uso de recursos en cálculos que se alejan de la solución óptima.

Se puede utilizar tanto como una biblioteca integrada en otros programas, como a través de un ejecutable independiente. Además, es compatible con diferentes sistemas de modelado y paquetes, lo que amplía sus opciones de uso.

- BONMIN (Basic Open-source Nonlinear Mixed INteger programming)

Al igual que el CBC, es un *solver* de código abierto en C++, sin embargo, se especializa en la resolución de problemas de programación no lineal entera mixta (MINLP). Estos problemas de optimización combinan variables enteras con funciones objetivo o restricciones no lineales, lo que hace más compleja su resolución. Para abordar este tipo de modelos, BONMIN cuenta con varios algoritmos, cada uno con enfoques y características particulares.

B-BB (*Branch and Bound*) es un algoritmo de ramificación y límite adaptado para no linealidades, que divide el problema en subproblemas y los resuelve mediante programación no lineal. Es ideal para problemas donde la no linealidad no es demasiado compleja.

B-OA (*Branch and Outer Approximation*) utiliza la técnica de descomposición de aproximación externa, linealizando las funciones no lineales y transformando el problema en uno de programación lineal entera mixta (MILP). Este método es particularmente eficaz para problemas con funciones no lineales convexas¹, permitiendo una resolución iterativa y eficiente.

B-QG (*Branch and Quesada Grossmann*) implementa el método de ramificación y corte de Quesada y Grossmann, combinando la estrategia de ramificación y límite con la generación de planos de corte. Esta técnica es especialmente útil para problemas con funciones no lineales complejas (no convexas), optimizando la búsqueda de soluciones óptimas.

Finalmente, B-Hyb (*Branch and Hybrid*) es un enfoque híbrido que fusiona las ventajas de los 3 anteriores. Su objetivo es equilibrar la eficiencia de la linealización con la capacidad de manejar problemas no convexas, ofreciendo así un algoritmo versátil y adaptable a una amplia gama de problemas MINLP.

- COIN-OR Couenne (Convex Over and Under Envelopes for Nonlinear Estimation)

Se especializa en la resolución de problemas MINLP no convexas. Su capacidad para manejar la no convexidad lo convierte en una potente herramienta para la optimización global, permitiendo encontrar soluciones óptimas en espacios de búsqueda complejos, donde, además, las funciones objetivo o las restricciones pueden ser no lineales. Aunque busca la mejor solución posible en todo el espacio

¹ Función cuya curva siempre está por debajo de la línea que une dos puntos cualesquiera de su dominio, lo que facilita encontrar soluciones óptimas.

de soluciones, utiliza métodos de ramificación y acotación (*Branch and Bound*) para descartar aquellas regiones que no pueden contener la solución óptima y así reducir el tiempo de ejecución. Y también utiliza planos de corte².

NEOS.

El servidor NEOS (*Network-Enabled Optimization System*) es un servicio en línea gratuito cliente-servidor, que permite a los usuarios resolver problemas de optimización numérica. Proporciona acceso a más de 60 solucionadores avanzados, tanto de código abierto como comerciales, en más de 12 categorías de optimización. El Servidor NEOS proporciona múltiples interfaces para acceder a los *solvers*, es administrado por el *Winsconsin Institute for Discovery* de la Universidad de Wisconsin-Madison.

Funciona de forma muy sencilla; los usuarios pueden enviar sus modelos de optimización a NEOS en distintos formatos, como AMPL, GAMS, MPS y LP³. Para ellos dispone de varias opciones de acceso, incluyendo una interfaz web, correo electrónico o conexiones API⁴, lo que facilita su uso desde diferentes plataformas. NEOS permite seleccionar entre diversos solucionadores, tanto de código abierto (CBC, BONMIN y COUENNE) como comerciales (como CPLEX, Gurobi y Knitro). La elección del solucionador depende del tipo de problema a resolver, ya sea lineal, entero, no lineal o no convexo, para así, poder asegurar un enfoque adecuado en cada caso. El procesamiento se lleva a cabo en servidores remotos de alto rendimiento que utilizan el software HTCondor⁵, eliminando la necesidad de usar recursos locales. Una vez completado el cálculo, los usuarios pueden acceder a los resultados a través de la interfaz web (con un usuario y contraseña preasignado) o por correo electrónico.

NOMAD.

NOMAD (*Non-linear Optimization by Mesh Adaptive Direct Search*) es un solucionador de código abierto diseñado para abordar problemas de optimización no lineal de tipo "caja negra", es decir, aquellos en los que no se dispone de una expresión analítica de la función objetivo ni de sus derivadas. En este enfoque, la función se trata como una caja negra: en lugar de analizar su estructura interna, el algoritmo se basa únicamente en las entradas (variables de decisión) y las salidas

² Restricción lineal añadida al modelo para eliminar regiones no factibles del espacio de búsqueda, sin excluir soluciones óptimas, mejorando así la eficiencia del algoritmo.

³ Lenguajes o estructuras estándar utilizados para representar modelos de optimización matemática que pueden ser interpretados por distintos solucionadores.

⁴ Interfaces que permiten la comunicación entre aplicaciones, facilitando el intercambio automático de datos y funciones entre sistemas.

⁵ Sistema de gestión de trabajo que permite distribuir y ejecutar procesos computacionales en servidores remotos de alto rendimiento, optimizando recursos evitando la necesidad de utilizar capacidad local.

(resultados), lo que lo hace especialmente útil en contextos como simulaciones complejas, donde evaluar la función objetivo es costoso o técnicamente difícil.

Para buscar soluciones óptimas, NOMAD emplea el método MADS (*Mesh Adaptive Direct Search*), que explora el espacio de soluciones a través de una malla de puntos. Esta malla se adapta progresivamente durante el proceso de optimización, concentrando el esfuerzo computacional en las regiones del espacio que muestran mejores resultados.

Sin embargo, su rendimiento puede verse afectado negativamente en presencia de restricciones de igualdad, por lo que se recomienda, siempre que sea posible, formular el modelo utilizando desigualdades. Además, funciona mejor cuando el número de variables es reducido, y se vuelve más eficiente si se definen límites superiores e inferiores adecuados para ellas, ya que esto acota el espacio de búsqueda y mejora la velocidad de convergencia.

A diferencia de otros solucionadores, NOMAD interactúa directamente con la hoja de cálculo, probando distintas combinaciones de valores dentro de Excel y recalculando los resultados de manera iterativa. Aunque este procedimiento puede ser más lento en comparación con otros métodos no lineales más sofisticados, permite trabajar con modelos de Excel altamente complejos, siendo una alternativa valiosa cuando otros solucionadores no pueden gestionar la complejidad del problema.

GUROBI.

Es considerado uno de los motores de optimización lineal más rápido del mundo. Está diseñado para resolver problemas de optimización complejos y de gran escala, incluyendo programación lineal de enteros mixtos (MILP), programación cuadrática de enteros mixtos (MIQP) y programación no lineal de enteros mixtos (MINLP). Su avanzado motor algorítmico aprovecha técnicas como procesamiento en paralelo, resolución previa, heurísticas, generación de planos de corte y el método de ramificación y acotación para encontrar soluciones óptimas o cercanas a la óptima de manera rápida y eficiente.

Además, Gurobi ofrece una interfaz intuitiva que permite formular, modificar y resolver modelos en lenguajes como Python, MATLAB, R, C++, Java y .NET. También cuenta con una documentación detallada y un sólido soporte técnico para facilitar su uso y ayudar a resolver cualquier inconveniente. Otro de sus puntos fuertes es su flexibilidad en licencias y precios, con opciones para uso académico, comercial y en la nube, lo que permite adaptarse a distintas necesidades y presupuestos.

3.3.3. SOLVE OPTIONS

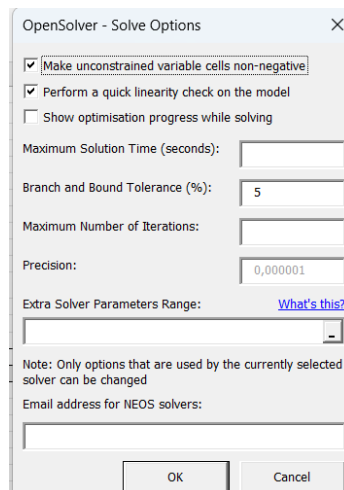


Figura 7. Solve Options OpenSolver

La imagen muestra la ventana de opciones de solución en OpenSolver, donde se configuran parámetros clave para la optimización que se explican a continuación:

- **Make unconstrained variable cells non-negative:** Asegura que las variables sin restricciones explícitas sean tratadas como no negativas, evitando soluciones con valores negativos.
- **Assume model is linear:** Indica que el modelo es lineal y permite usar el método Simplex para resolverlo de manera eficiente.
- **Perform a quick linearity check on the solution:** Realiza una verificación rápida de la linealidad del modelo antes de la optimización.
- **Show optimisation progress while solving:** Si se activa, muestra el progreso de la optimización en tiempo real.

Parámetros adicionales:

- **Maximum Solution Time (seconds):** Define el tiempo máximo permitido para encontrar una solución.
- **Branch and Bound Tolerance (%):** Establece la tolerancia para la técnica de ramificación y acotamiento en modelos enteros.
- **Maximum Number of Iterations:** Limita el número de iteraciones del algoritmo.
- **Precision:** Parámetro de precisión, utilizado en modelos no lineales con NOMAD.

3.3.4. GESTIÓN Y SOPORTE EN OPENSOLVER

Este apartado agrupa herramientas y recursos clave para facilitar la interacción con OpenSolver, incluyendo la configuración rápida de parámetros con QuickSolve, el acceso a los archivos temporales generados durante la resolución, así como información y ayuda oficial sobre OpenSolver y su motor COIN-OR.

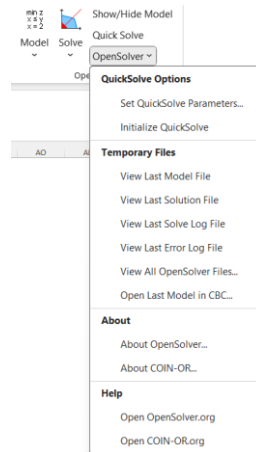


Figura 8. Gestión y soporte en OpenSolver

3.3.4.1. QuickSolve Options

Permite configurar y utilizar QuickSolver, una herramienta diseñada para resolver rápidamente modelos al realizar cambios repetidos en ciertos parámetros del problema.

- **Set QuickSolve Parameters:** Este botón se utiliza para indicar qué celdas del modelo cambiarán entre distintas ejecuciones rápidas (*QuickSolve*). Es útil cuando se desea resolver el mismo modelo varias veces con diferentes valores de entrada sin redefinir el problema completo. Para usarlo, se deben seleccionar previamente las celdas que funcionarán como parámetros variables.
- **Initialize QuickSolver:** Prepara el modelo para su uso con *QuickSolve*. Este botón carga y valida las celdas seleccionadas como variables, restricciones y objetivo, y configura el modelo internamente para que esté listo para resolver de forma inmediata con *QuickSolve*. Uno de los errores más comunes que puede aparecer es este: *QuickSolve Initialisation Failed: The model's constraints do not depend on the QuickSolve parameter cells; please try again. (The QuickSolve process is used for repeatedly solving a model after making changes to the parameter cells, where these changes result in changes to the model's constraints.)*. Este error aparece cuando las celdas marcadas como parámetros no afectan a las restricciones del modelo. *QuickSolve* requiere que las restricciones dependan directa o indirectamente de esas celdas, ya que su función es resolver el modelo varias veces con diferentes valores de entrada. Si no existe esta relación, *QuickSolve* no puede inicializarse correctamente y muestra este mensaje de error.

3.3.4.2. Temporary files

En OpenSolver, las Temporary Files (archivos temporales) son archivos generados automáticamente durante el proceso de resolución de un modelo. Sirven para registrar y facilitar el análisis del modelo, los resultados obtenidos y posibles errores. Están organizados en distintas categorías accesibles desde el menú:

- **View Last Model File:** contiene el modelo matemático traducido al lenguaje del solucionador (generalmente en formato LP o MPS). Es útil para revisar cómo OpenSolver ha interpretado el modelo definido en Excel.
- **View Last Solution File:** guarda la solución obtenida por el solucionador (valores de las variables, valor óptimo... Permite comprobar los resultados calculados de forma detallada.
- **View Last Solve Log File:** registra todo el proceso de resolución: pasos del algoritmo, tiempo de cómputo, decisiones de ramificación... Es útil para análisis técnicos o depuración del modelo.
- **View Last Error Log File:** muestra detalles técnicos si se produce un error durante la resolución. Facilita la identificación de problemas como errores en el modelo, restricciones mal definidas o problemas de compatibilidad.
- **View All OpenSolver Files:** abre la carpeta donde se almacenan todos los archivos temporales mencionado permitiendo acceder manualmente a ellos para revisión o copia.
- **Open Last Model In CBC:** lanza el solucionador CBC (*Coin-or Branch and Cut*) de forma externa, cargando el último modelo generado. Es útil para usuarios avanzados que deseen ejecutar o analizar el modelo fuera de Excel con mayor control

Estas funcionalidades están documentadas en la sección de ayuda oficial de OpenSolver.

3.3.4.3. About

Este apartado proporciona información general sobre opensolver y COIN-OR, permitiendo conocer su origen, propósito y licencias asociadas.

- **About OpenSolver:** Este botón muestra información general sobre OpenSolver, incluyendo su versión, autoría y licencia de uso. Es útil para conocer la procedencia de la herramienta y comprobar si se está utilizando la versión más reciente. También ofrece créditos al equipo de desarrollo y contribuyentes.
- **About COIN-OR:** Muestra una breve descripción de **COIN-OR** (*Computational Infrastructure for Operations Research*), la biblioteca de optimización de código abierto que utiliza OpenSolver como motor de resolución. Informa sobre el proyecto, su licencia y su papel en el ámbito de herramientas de optimización.

3.3.4.4. Help

Ofrece accesos directos a los sitios web oficiales de OPENSOLVER y COIN-OR, donde se puede consultar documentación, recursos y soporte adicional.

- **Open Opensolver.org:** Este acceso directo abre en el navegador la página oficial de OpenSolver (<https://opensolver.org>), donde se puede encontrar documentación, guías de uso, ejemplos, descargas y enlaces a foros de ayuda.

Es el principal recurso para aprender a usar la herramienta en profundidad o resolver problemas técnicos.

- **Open COIN-OR.org:** Abre la web del proyecto COIN-OR (<https://www.coin-or.org>), donde se puede acceder a una amplia colección de herramientas, documentación y publicaciones científicas relacionadas con la optimización. Es especialmente útil para usuarios avanzados o investigadores.

3.3.5. INTEGRACIÓN CON OTRAS HERRAMIENTAS

OpenSolver puede integrarse con otras herramientas para potenciar su funcionalidad en la planificación de producción y optimización. Por ejemplo, al combinarlo con Power BI, se pueden generar visualizaciones dinámicas que faciliten el análisis de los resultados obtenidos, permitiendo una mejor toma de decisiones. Asimismo, el uso de Python en conjunto con OpenSolver permite realizar preprocesamiento de datos, simulaciones y análisis avanzados antes de optimizar el modelo, lo que mejora la precisión y eficiencia del proceso. Esta integración amplía las capacidades de Excel, haciendo que la optimización sea más robusta y adaptable a entornos más complejos.

4. MODELO

Este apartado recoge el desarrollo completo del modelo de planificación. Se parte de la planificación agregada y se avanza hacia un Plan Maestro de Producción detallado, incorporando la capacidad de los recursos, sus restricciones y la carga generada. Todo ello se estructura con herramientas de programación lineal que permiten optimizar la producción ajustándose a los límites operativos del sistema.

4.1. PLAN AGREGADO

La planificación agregada es un proceso crucial en la gestión de operaciones, que busca equilibrar la oferta y la demanda a medio plazo. Implica tomar decisiones sobre niveles de producción, inventario y fuerza laboral para satisfacer la demanda futura al menor costo posible. En este caso, se está teniendo en cuenta únicamente los recursos disponibles, existe una limitación real de recursos por lo que la planificación debe ajustarse a la capacidad real disponible en lugar de asumir que siempre se puede aumentar la producción sin restricciones.

Aquí es donde la programación lineal se convierte en una herramienta poderosa.

Se va a formular el problema de planificación agregada como un modelo de programación lineal, para poder encontrar la solución óptima que minimiza los costos y maximiza la eficiencia, pero siempre ajustándose a la capacidad real disponible.

El horizonte de planificación será de 12 meses, comenzando en enero.

Para poder resolver este problema, hay que tener en cuenta una serie de datos.

En primer lugar, se necesita saber la previsión de ventas a largo plazo de este año, así como el número de días que se trabaja en cada mes.

	ENERO	FEBRERO	MARZO	ABRIL	MAYO	JUNIO	JULIO	AGOSTO	SEPTIEMBRE	OCTUBRE	NOVIEMBRE	DICIEMBRE	TOTAL
Previsión ventas a LP	5600	5950	5900	6800	7000	6800	6850	7000	6900	6800	6900	7000	79500
Días laborables	20	20	22	20	20	20	20	19	23	20	19	21	244

Tabla 5. Previsión de ventas a largo plazo

En segundo lugar, tenemos que calcular el Plan de Necesidades, por lo que a continuación se detallan otra serie de datos relevantes para el problema.

CAPACIDAD GLOBAL		
Trabajadores iniciales	90	Número
Máximo trabajadores	140	Número
Mínimo trabajadores	100	Número
Duración turno	8	Horas
Máximo horas extra	10	%
Carga total por unidad	3	H persona/unidad

Tabla 6. Capacidad global de la planta

Cabe destacar que el dato de “carga total por unidad” se calcula en el apartado 4.5, concretamente proviene de la *Tabla 19. Tiempo de carga unitario de la unidad de familia*.

COSTES		
Contrato	10000	u.m./persona
Despido	15000	u.m./persona
Sobrecoste de Subcontr.	80	u.m./u
Posesión	60	u.m./u-mes
Ruptura	300	u.m./u-mes
Hora Normal	100	u.m./h
Hora Extra	120	u.m./h
Hora Ociosa	150	u.m./h

Tabla 7. Costes globales

SITUACIÓN GLOBAL ENERO	
Inventario inicial	0
Stock de seguridad	500
Pedidos pendientes	180
Pedidos comprometidos	4220

Tabla 8. Situación global en enero

Al ser enero el primer mes del año, debemos mirar si contamos con el stock de seguridad deseado. En caso contrario, lo primero que habría que hacer sería reponerlo. Se puede calcular como:

$$\text{Reposición SS (1)} = \text{Stock de seguridad} - \text{Inventario inicial}$$

Una vez calculado, pasamos a establecer el Plan de Necesidades de cada mes (i):

$$\begin{aligned} \text{Plan de Necesidades (i)} \\ = \text{Máx (Previsión a LP (i), Pedidos comprometidos (i))} \\ + \text{Pedidos Pendientes (i)} + \text{Reposición SS (i)} \end{aligned}$$

También se va a incluir una última fila en la tabla que será el Plan de Necesidades Acumulado a lo largo de cada periodo

$$\text{Plan Acumulado (i)} = \text{Plan de Necesidades (i)} + \text{Plan Acumulado (i - 1)}$$

Por lo que nos quedaría:

	PLAN DE NECESIDADES												
	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	TOTAL
Previsión ventas a LP	5600	5950	5900	6800	7000	6800	6850	7000	6900	6800	6900	7000	79500
Pedidos comprometidos	4220	0											4220
Pedidos pendientes	180	0											180
Reposición SS	500	0											500
Plan de necesidades	6280	5950	5900	6800	7000	6800	6850	7000	6900	6800	6900	7000	80180
Plan acumulado	6280	12230	18130	24930	31930	38730	45580	52580	59480	66280	73180	80180	509510

Tabla 9. Plan de necesidades

Ahora, ya podemos formular nuestro problema de programación lineal.

Establecemos las siguientes variables, siendo i el mes en el que nos encontramos:

- Producción Horas Normales (i) PHN_i
- Producción Horas Extra (i) PHE_i

- Producción Horas Ociosas (i) PHO_i
- Producción Subcontratada (i) S_i
- Trabajadores Reales (i) TRV_i
- Contrataciones al comienzo (i) C_i
- Despidos al comienzo (i) D_i
- Inventario Posesión (i) I_i
- Inventario Ruptura (i) R_i

En nuestro caso, estamos teniendo en cuenta la posibilidad de que haya demanda insatisfecha (inventario en ruptura o retrasos).

Queremos buscar la solución óptima que minimice los costes totales para el plan de necesidades propuesto. A continuación, se muestra la función objetivo.

$$\begin{aligned} Min CT = \sum_{i=1}^n & (TR_i \cdot D_i \cdot d_t \cdot c_{HN} + PHE_i \cdot TCF \cdot c_{HE} + PHO_i \cdot TCF \cdot c_{HO} + S_i \cdot c_{SF} \\ & + C_i \cdot c_C + D_i \cdot c_D + \frac{I_i + I_{i-1}}{2} \cdot c_P + \frac{IR_i + IR_{i-1}}{2} c_R) \end{aligned}$$

Para nuestro modelo, vamos a considerar una serie de restricciones. Previamente hemos establecido un rango sobre el número de trabajadores, por lo que no se puede salir de esos límites [1][2]. Asimismo, existe una relación entre la mano de obra con contrataciones y despidos [3]. También existe un límite máximo de horas extras [5], y cómo ya se ha mencionado en apartados anteriores, los inventarios están estrechamente relacionados con la producción total y el plan de necesidades [6]. Finalmente habría que añadir que los trabajadores reales, por la propia condición de ser reales, llevan las restricciones de integridad y no negatividad, así como que tienen que ser números enteros [7][8].

En resumen, está sujeto a:

- [1] $TRV_i \geq tr_{min}$
- [2] $TRV_i \leq tr_{max}$
- [3] $TRV_i = TR_{i-1} + C_i - D_i$
- [4] $PHN_i - TR_i \cdot D_i \cdot \frac{d_t}{TCF} = 0$
- [5] $PHE_i - PHN_i \cdot \%max_{HE} \leq 0$
- [6] $I_i = I_{i-1} + PHN_i + PHE_i + S_i - PN_i$
- [7] $TRV_i = int$
- [8] $TRV_i \geq 0$

A continuación, se muestra la solución del plan agregado realizado mediante programación lineal para esos datos.

	PLAN AGREGADO												
	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	TOTAL
Plan de Necesidades	6280	5950	5900	6800	7000	6800	6850	7000	6900	6800	6900	7000	80180
Horas Necesarias	18840	17850	17700	20400	21000	20400	20550	21000	20700	20400	20700	21000	
Días de trabajo	20	20	22	20	20	20	20	19	23	20	19	21	244
Trabajadores Teóricos	117,75	111,56	100,57	127,50	131,25	127,50	128,44	138,16	112,50	127,50	136,18	125,00	
Trabajadores Reales	112	112	113	122	125	126	126	125	125	126	125	125	
Trab Reales Variable	112	112	113	122	125	126	126	125	125	126	125	125	
Horas Normales	17920	17920	19888	19520	20000	20160	20160	19000	23000	20160	19000	21000	237728
Max Prod Horas Norm	5973	5973	6629	6507	6667	6720	6720	6333	7667	6720	6333	7000	
Prod Horas Normales	5973	5973	6571	6506	6666	6720	6667	6333	7666	6667	6333	7000	79075
Coste Horas Normales	1791900	1791900	1971300	1951800	1999800	2016000	2000100	1899900	2299800	2000100	1899900	2100000	23722500
Nº Despidos	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	
Coste Despidos	0	0	0	0	0	0	0	15000	0	0	15000	0	30000
Nº Contrataciones	22	0	1	9	3	1	0	0	0	1	0	0	
Coste Contrataciones	220000	0	10000	90000	30000	10000	0	0	0	10000	0	0	370000
Prod Horas Ociosas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Horas Ociosas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coste Horas Ociosas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Horas Extra	918	0	0	0	0	36	549	1800	0	0	0	0	3303
Max Prod Horas Extra	597	597	657	651	667	672	667	633	767	667	633	700	
Prod Horas Extra	306	0	0	0	0	12	183	600	0	0	0	0	1101
Coste Horas Extra	110160	0	0	0	0	4320	65880	216000	0	0	0	0	396360
Prod Subcontratada	1	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	4
Coste Prod Subcontratad	380	0	0	0	0	760	0	380	0	0	0	0	1520
Inventario Ruptura	0	0	0	0	0	0	0	66	0	0	0	0	
Coste Ruptura	0	0	0	0	0	0	0	19800	0	0	0	0	19800
Inventario Posesión	0	23	694	400	66	0	0	0	700	567	0	0	2450
Coste Posesión	0	1380	41640	24000	3960	0	0	0	42000	34020	0	0	147000
Inventario Calculado	0	23	694	400	66	0	0	-66	700	567	0	0	
Inventario Total	0	23	694	400	66	0	0	-66	700	567	0	0	
COSTE TOTAL													24687180

Tabla 10. Plan agregado – Programación lineal

4.2. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN INICIAL

Como se explicó previamente en el apartado 2.9, para construir el Plan Maestro de Producción (PMP) inicial es necesario desagregar la familia de productos en los distintos artículos que la componen. De este modo, se puede elaborar un plan específico y más preciso para cada producto individual.

Una opción sencilla sería asignar la misma cantidad de producción a cada uno de ellos, dividiendo el total agregado entre el número de productos de la familia. Sin embargo, con el objetivo de reflejar un escenario más realista y ajustado al comportamiento del mercado, se han definido porcentajes de producción diferenciados para cada producto, en función de su peso relativo dentro de la familia o su demanda esperada.

MIX DE PRODUCCIÓN	
P1	50%
P2	30%
P3	20%

Tabla 11. Datos del mix de producción (%)

A partir de estos porcentajes, se calcula el Plan Maestro de Producción Inicial (PMPI) de cada producto, que servirá como base para desarrollar más adelante un PMP detallado, considerando restricciones de capacidad, inventarios y otras condiciones operativas.

P1	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
PA desagregado	3140				2987				3467			
En semanas	785	785	785	785	747	747	747	747	867	867	867	867
Inv exceso sobre PA	0	1405	1460	1435	1540	1633	1766	1019	272	905	38	671
Pedidos en curso	690	840	760	890	840	880	0	0	0	0	0	0
Necesidades Netas	95	-1460	-1435	-1540	-1633	-1766	-1019	-272	595	-38	829	196
PMPI	1500	0	0	0	0	0	0	0	1500	0	1500	1500

P2	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
PA desagregado	1884				1792				2080			
En semanas	471	471	471	471	448	448	448	448	520	520	520	520
Inv exceso sobre PA	0	9	1208	1207	1096	1138	1030	582	134	914	394	1174
Pedidos en curso	480	370	470	360	490	340	0	0	0	0	0	0
Necesidades Netas	-9	92	-1207	-1096	-1138	-1030	-582	-134	386	-394	126	-654
PMPI	0	1300	0	0	0	0	0	0	1300	0	1300	0

P3	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
PA desagregado	1256				1195				1387			
En semanas	314	314	314	314	299	299	299	299	347	347	347	347
Inv exceso sobre PA	0	1176	1102	978	934	825	816	517	218	1071	724	377
Pedidos en curso	290	240	190	270	190	290	0	0	0	0	0	0
Necesidades Netas	24	-1102	-978	-934	-825	-816	-517	-218	129	-724	-377	-30
PMPI	1200	0	0	0	0	0	0	0	1200	0	0	0

Tabla 12. PMP Inicial

4.3. DESAGREGACIONES

Al desagregar el Plan Agregado a nivel semanal, se obtienen los valores detallados de la tasa de producción y el nivel de inventario para cada producto en cada semana. Esta descomposición permite observar la evolución operativa del plan a corto plazo y facilita la posterior toma de decisiones a nivel individual de producto, ajustando la producción y el inventario a las necesidades reales de cada período.

Mes	Enero				Febrero				Marzo			
Días	20				20				22			
Aux	20	20	20	20	20	20	20	20	22	22	22	22
Semanas	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Días anterior mes	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Días mes actual	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Días mes siguiente	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PA	6279				5973				6933			
Tasa de producción diaria	314				299				315			
Tasa de producción semana	1570	1570	1570	1570	1495	1495	1495	1495	1495	1495	1495	1495
P1	785	785	785	785	748	748	748	748	748	748	748	748
P2	471	471	471	471	449	449	449	449	449	449	449	449
P3	314	314	314	314	299	299	299	299	299	299	299	299
Tasa de crecimiento	0				1				31			
Nivel de inventario semana	0	0	0	0	5	10	15	20	175	330	485	640
P1	125	125	125	125	128	130	133	135	213	290	368	445
P2	45	45	45	45	47	48	50	51	98	144	191	237
P3	20	20	20	20	21	22	23	24	55	86	117	148

Tabla 13. Desagregación semanal de la producción

4.4. PLAN MAESTRO DE PRODUCCIÓN

Con base en la previsión de ventas, los pedidos actuales y el inventario disponible, se define el Plan Maestro de Producción (PMP). Este plan detalla la producción semanal requerida por producto, ajustando el Plan Agregado a la demanda real. Así, se mejora la planificación a corto plazo, garantizando una respuesta más precisa a las necesidades del mercado.

P1	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Prevision M.P.	3150				3360				3070			
VM semanal	788	788	788	788	840	840	840	840	768	768	768	768
Prevision ventas CP	650	800	800	900	820	800	850	890	610	850	710	900
Pedidos comprometidos	800	800	700	100	0	0	0	0	0	0	0	0
Prevision de ventas	800	800	800	900	820	800	850	890	610	850	710	900
Pedidos pendientes	70	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pedidos en curso	690	840	760	890	840	880	0	0	0	0	0	0
Programa maestro inicial	1500	0	0	0	0	0	0	0	1500	0	1500	1500
Inventario	0	1320	1360	1320	1310	1330	1410	560	560	-290	500	1100
Inventario según PA	125	125	125	125	128	130	133	135	213	290	368	445
Plan subcontratación	1				0				0			
PMPP	1500	0	0	0	0	0	0	1500	1500	1500	1500	1500
Inventario	1321	1361	1321	1311	1331	1411	561	1171	2061	2711	3501	4101

P2	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Prevision M.P.	1600				1460				1640			
VM semanal	400	400	400	400	365	365	365	365	410	410	410	410
Prevision ventas CP	450	400	450	300	300	400	340	420	470	290	420	460
Pedidos comprometidos	500	400	200	70	0	0	0	0	0	0	0	0
Prevision de ventas	500	400	450	300	300	400	340	420	470	290	420	460
Pedidos pendientes	60	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
Pedidos en curso	480	370	470	360	490	340	0	0	0	0	0	0
Programa maestro inicial	0	1300	0	0	0	0	0	0	1300	0	1300	0
Inventario	0	-80	1190	1210	1270	1460	1300	960	540	1370	1080	1960
Inventario según PA	45	45	45	45	47	48	50	51	98	144	191	237
Plan subcontratación	0				0				0			
PMPP	1300	1300	0	0	0	0	0	0	1300	0	1300	0
Inventario	1220	2490	2510	2570	2760	2600	2260	1840	2670	2380	3260	2800

P3	Enero				Febrero				Marzo			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Prevision M.P.	850				1130				1190			
VM semanal	213	213	213	213	283	283	283	283	298	298	298	298
Prevision ventas CP	250	200	150	250	300	150	350	330	270	340	270	310
Pedidos comprometidos	300	250	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Prevision de ventas	300	250	150	250	300	150	350	330	270	340	270	310
Pedidos pendientes	50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pedidos en curso	290	240	190	270	190	290	0	0	0	0	0	0
Programa maestro inicial	1200	0	0	0	0	0	0	0	1200	0	0	0
Inventario	0	1140	1130	1170	1190	1080	1220	870	540	1470	1130	860
Inventario según PA	20	20	20	20	21	22	23	24	55	86	117	148
Plan subcontratación	0				0				0			
PMPP	1200	0	0	0	0	0	0	0	1200	0	0	0
Inventario	1140	1130	1170	1190	1080	1220	870	540	1470	1130	860	550

Tabla 14. Plan Maestro de Producción de P1, P2 y P3

4.5. LISTAS DE CAPACIDAD

Como ya se ha mencionado previamente (apartado 2.12), las listas de capacidad nos sirven para calcular cuánto tiempo se necesita para procesar cada unidad de un determinado producto.

En primer lugar, para realizar el modelo de forma realista, vamos a partir de que se van a fabricar 3 productos diferentes (P1, P2 Y P3), cada uno de ellos formados en mayor o menor proporción por 3 componentes diferentes (C1, C2 Y C3).

Por otro lado, contamos con tres centros de trabajo distintos, en los cuáles se realiza parte o todos los productos y componentes. Lo que queremos calcular, es la cantidad de tiempo que está utilizado un centro de trabajo por un determinado producto o componente. Para ello necesitamos los datos de todas las operaciones involucradas, es decir, en qué centro se realiza cada una, el tamaño de lote de ese componente o producto, su tiempo de emisión y de procesamiento y su aprovechamiento.

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
1	P1	1500	1	O1	CT1	1,5	0,3	0,982
			2	O2	CT2	1,2	0,25	0,977
			3	O3	CT1	2	0,4	0,99
			4					

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
2	P2	1300	1	O4	CT1	1,7	0,35	0,989
			2	O5	CT2	1,1	0,22	0,96
			3	O6	CT1	2,4	0,36	0,98
			4					

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
3	P3	1200	1	O7	CT1	2,1	0,42	0,98
			2	O8	CT2	1,5	0,3	0,977
			3	O9	CT1	3,1	0,45	0,961
			4					

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
4	C1	2400	1	O26	CT2	1,9	0,42	0,985
			2	O27	CT1	1,3	0,27	0,975
			3	O28	CT3	1,6	0,45	0,972
			4	O29	CT2	1,9	0,31	0,97

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
5	C2	3100	1	O30	CT2	2	0,21	0,957
			2	O31	CT3	4	0,35	0,972
			3					
			4					

Ítem			Operación					
Índice	Código	Lote med.	Orden	Código	CT	T prep.	T ejec.	Aprov.
6	C3	2400	1	O32	CT3	1,5	0,11	0,96
			2					
			3					
			4					

Tabla 15. Datos rutas y operaciones

Una vez que tenemos todos los datos necesarios, calculamos el aprovechamiento acumulado y el tiempo de carga de cada operación. Y posteriormente lo asignamos a cada centro de trabajo para poder tener una visión más clara del total de recursos utilizados por cada producto/ componente en cada centro.

ÍNDICE	ITEM	A	CT1	CT2	CT3
1	P1	0,94981986	0,7222231	0,25927006	0
2	P2	0,9304512	0,74666237	0,23468969	0
3	P3	0,92011906	0,92905823	0,32077387	0
4	C1	0,90547997	0,29479497	0,7865967	0,47861474
5	C2	0,930204	0	0,22640209	0,36137263
6	C3	0,96	0	0	0,11520833

Tabla 16. Resumen tiempos de carga

A partir de la siguiente lista de materiales:

ÍNDICE	ITEM	P1	P2	P3
1	P1	1	0	0
2	P2	0	1	0
3	P3	0	0	1
4	C1	1	0	1
5	C2	2	1	0
6	C3	0	0	1

Tabla 17. Lista de materiales

Como todos los productos están formados por componentes, el siguiente paso es calcular el tiempo de carga total necesario para producir una unidad de cada componente.

ÍNDICE	PRODUCTO	COMP.	CANT.	CT1	CT2	CT3
1	P1	P1	1	0,7222231	0,25927006	0
		C1	1,05283122	0,29479497	0,7865967	0,47861474
		C2	2,10566244	0	0,22640209	0,36137263
		C3	0	0	0	0
		P1	1,03259245	1,56415	1,2648293	
		TOTAL P1		3,861571753		
2	P2	P2	1	0,74666237	0,23468969	0
		C1	0	0	0	0
		C2	1,07474739	0	0,22640209	0,36137263
		C3	0	0	0	0
		P2	0,74666237	0,47801475	0,38838429	
		TOTAL P2		1,613061409		
3	P3	P3	1	0,92905823	0,32077387	0
		C1	1,08681587	0,29479497	0,7865967	0,47861474
		C2	0	0	0	0
		C3	1,08681587	0	0	0,11520833
		P3	1,24944608	1,17565964	0,64537634	
		TOTAL P3		3,070482059		

Tabla 18. Listas de capacidad

A partir de estos datos y utilizando la proporción de cada producto dentro del mix de producción, se calcula el tiempo de carga unitario correspondiente a una unidad de la familia de productos. La suma de estos tiempos permite determinar el tiempo total de carga para la familia, información fundamental para estimar la cantidad de horas de trabajo necesarias y, en consecuencia, el número de trabajadores requeridos.

ÍNDICE	PROD.	PROP	CT1	CT2	CT3	TOTAL
1	P1	50%	1,0326	1,5642	1,2648	3,8616
2	P2	30%	0,7467	0,4780	0,3884	1,6131
3	P3	20%	1,2494	1,1757	0,6454	3,0705
UNIDAD DE FAMILIA			0,9902	1,1606	0,8780	3,0288
PROPORCIÓN			0,3269	0,3832	0,2899	

Tabla 19. Tiempo de carga unitario de la unidad de familia

Es decir, en nuestro caso, para producir una unidad del producto 1, 2 o 3, se necesitarían en total aproximadamente 3 horas.

4.6. PERFILES DE RECURSOS

Aunque saber el tiempo total que se necesita en cada centro para fabricar cada producto nos aporta mucha información, en este caso lo realmente relevante es averiguar en qué momento necesitamos empezar a fabricar un determinado producto o componente, y qué cantidad de recursos va a utilizar en cada periodo, para así poder entregar el producto a tiempo.

Para ello vamos a calcular los perfiles de recursos, que resumidamente, son listas de capacidad periodificadas. A continuación, se muestra los perfiles de recursos del P1, para el resto de productos, se calcularía de la misma forma.

ÍNDICE	PROD.	COMP.		CANT.	TS	CT	TC	0	1	2	3	4	5	
1	P1	P1	1	1	3	CT1	0,7222231	0,24074103	0,24074103	0,24074103	0	0	0	
						CT2	0,25927006	0,08642335	0,08642335	0,08642335	0	0	0	
						CT3	0	0	0	0	0	0	0	
		C1	4	1,052831218	1	CT1	0,29479497	0	0	0	0,31036934	0	0	
						CT2	0,7865967	0	0	0	0,82815356	0	0	
						CT3	0,47861474	0	0	0	0,50390054	0	0	
		C2	5	2,105662436	2	CT1	0	0	0	0	0	0	0	
						CT2	0,22640209	0	0	0	0,23836319	0,23836319	0	
						CT3	0,36137263	0	0	0	0,38046438	0,38046438	0	
		C3	6	0	3	CT1	0	0	0	0	0	0	0	
						CT2	0	0	0	0	0	0	0	
						CT3	0,11520833	0	0	0	0	0	0	
		6					TOTAL P1	CT1	0,24074103	0,24074103	0,24074103	0,31036934	0	0
								CT2	0,08642335	0,08642335	0,08642335	1,06651675	0,23836319	0
								CT3	0	0	0	0,88436492	0,38046438	0

Tabla 20. Perfil de recursos del P1

Si agrupamos los perfiles de recursos por centros de trabajo nos queda lo siguiente:

		0	1	2	3	4	5
PERFIL DE RECURSOS EN CT1	P1	0,24074103	0,24074103	0,24074103	0,31036934	0	0
	P2	0,37333119	0,37333119	0	0	0	0
	P3	0,92905823	0,32038785	0	0	0	0
PERFIL DE RECURSOS EN CT2	P1	0,08642335	0,08642335	0,08642335	1,06651675	0,23836319	0
	P2	0,11734485	0,11734485	0,121662529	0,12166253	0	0
	P3	0,32077387	0,85488577	0	0	0	0
PERFIL DE RECURSOS EN CT3	P1	0	0	0	0,88436492	0,38046438	0
	P2	0	0	0,194192144	0,19419214	0	0
	P3	0	0,56190284	0,041736748	0,04173675	0	0

Tabla 21. Perfiles de recursos por centros de trabajo

En las tablas, los encabezados indican los distintos periodos temporales: el periodo 0 representa el momento actual, el 1 el siguiente periodo, el 2 el siguiente, y así sucesivamente.

4.7. PLAN DE CARGA SIN RESTRICCIONES DE CAPACIDAD

El plan de carga permite visualizar la cantidad de recursos necesarios en cada periodo, expresados en unidades de tiempo, y representa el vínculo directo entre el Plan Maestro de Producción (PMP) y la capacidad operativa de los centros de trabajo.

Para representar de forma más visual el cálculo del plan de carga, se ha recurrido al uso de colores. Cada color agrupa celdas correspondientes cuyos valores se combinan mediante un producto escalar. Esta técnica permite identificar con claridad las operaciones realizadas en cada periodo. Además, se considera que cada producto pertenece a una semana distinta, facilitando así la interpretación del análisis por separado.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P1	1500	0	0	0	0	0	0	1500	1500	1500	1500	1500
P2	1300	1300	0	0	0	0	0	0	1300	0	1300	0
P3	1200	0	0	0	0	0	0	0	1200	0	0	0

Tabla 22. PMP sin restricciones de capacidad

A partir de esta información, se obtiene el siguiente plan de carga para cada centro de trabajo.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
TOTAL P1	361,111551	0	0	0	465,554017	826,665568	1187,77712	1548,88867	1548,88867	1083,33465	722,223103	361,111551
TOTAL P2	970,661083	485,330542	0	0	0	0	0	485,330542	485,330542	485,330542	485,330542	0
TOTAL P3	1114,86987	0	0	0	0	0	0	384,46542	1114,86987	0	0	0
TOTAL CT1	2446,64251	485,330542	0	0	465,554017	826,665568	1187,77712	2418,68463	3149,08908	1568,6652	1207,55364	361,111551
TOTAL P1	129,635032	0	0	357,544785	1957,31991	2086,95494	2216,58997	2346,225	1988,68022	388,905096	259,270064	129,635032
TOTAL P2	305,096599	152,548299	0	0	0	158,161288	158,161288	310,709587	310,709587	152,548299	152,548299	0
TOTAL P3	384,92864	0	0	0	0	0	0	1025,86293	384,92864	0	0	0
TOTAL CT2	819,660271	152,548299	0	357,544785	1957,31991	2245,11623	2374,75126	3682,79752	2684,31844	541,453395	411,818363	129,635032
TOTAL P1	0	0	0	570,696575	1897,24396	1897,24396	1897,24396	1897,24396	1326,54738	0	0	0
TOTAL P2	0	0	0	0	0	252,449787	252,449787	252,449787	252,449787	0	0	0
TOTAL P3	0	0	0	0	0	50,0840982	50,0840982	674,283412	0	0	0	0
TOTAL CT3	0	0	0	570,696575	1897,24396	2199,77784	2199,77784	2823,97716	1578,99717	0	0	0

Tabla 23. Plan de carga por centros de trabajo

Finalmente, al comparar la carga requerida con los recursos disponibles en cada periodo y por cada centro de trabajo, se puede evaluar la adecuación de la capacidad operativa.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
TOTAL CT1	2446,64251	485,330542	0	0	465,554017	826,665568	1187,77712	2418,68463	3149,08908	1568,6652	1207,55364	361,111551
DISPONIBLE	1539,64315	1464,61435	1464,61435	1464,61435	1464,61435	1464,61435	1464,61435	1464,61435	1477,69127	1477,69127	1477,69127	1477,69127
DESVIACION	-906,999361	979,283812	1464,61435	1464,61435	999,060337	637,948785	276,837234	-954,070279	-1671,39782	-90,9739287	270,137623	1116,57972
TOTAL CT2	819,660271	152,548299	0	357,544785	1957,31991	2245,11623	2374,75126	3682,79752	2684,31844	541,453395	411,818363	129,635032
DISPONIBLE	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1716,69891	1732,02657	1732,02657	1732,02657	1732,02657
DESVIACION	897,038634	1564,15061	1716,69891	1359,15412	-240,621001	-528,41732	-658,052352	-1966,09861	-952,29187	1190,57318	1320,20821	1602,39154
TOTAL CT3	0	0	0	570,696575	1897,24396	2199,77784	2199,77784	2823,97716	1578,99717	0	0	0
DISPONIBLE	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1298,68674	1310,28216	1310,28216	1310,28216	1310,28216
DESVIACION	1298,68674	1298,68674	1298,68674	727,990167	-598,557215	-901,0911	-901,0911	-1525,29041	-268,71501	1310,28216	1310,28216	1310,28216
TOTAL	3266,30278	637,878841	0	928,24136	4320,11788	5271,55964	5762,30622	8925,45931	7412,4047	2110,11859	1619,37201	490,746583
DISPONIBLE	4555,02879	4480	4480	4480	4480	4480	4480	4480	4520	4520	4520	4520
DESVIACION	1288,72602	3842,12116	4480	3551,75864	159,882121	-791,559636	-1282,30622	-4445,45931	-2892,4047	2409,88141	2900,62799	4029,25342

Tabla 24. Plan de carga sin restricciones de capacidad

Al analizar los resultados, se observa que en muchos periodos la capacidad disponible de los centros de trabajo es inferior a la requerida (aparece la desviación en rojo), lo que impide cumplir la planificación prevista. Esta situación obliga a tomar decisiones para equilibrar la carga de trabajo con los recursos realmente disponibles.

Una primera solución a este problema consiste en **ajustar el Plan Maestro de Producción (PMP)**. Esto implica reducir las cantidades a fabricar en aquellos periodos donde se produce el exceso de carga, asegurando que la producción se mantenga dentro de los límites operativos. Esta estrategia garantiza la viabilidad del plan, aunque puede implicar no alcanzar los objetivos establecidos en el plan agregado o dejar parte de la demanda sin atender en ese periodo.

Otra opción es **reprogramar la producción** desplazando parte de la carga a semanas con menor ocupación de capacidad, lo que permite compensar los excesos en otros momentos del horizonte temporal. En este sentido, una alternativa frecuente es redistribuir la producción para aprovechar aquellos periodos en los que no se utiliza la capacidad total del centro, adelantando unidades y generando inventario anticipado. Sin embargo, debido a que los productos están formados por componentes que se elaboran en diferentes centros de trabajo, coordinar esta producción parcial puede resultar complejo. Asegurar que ciertas unidades estén completamente terminadas en un momento determinado requiere que todos los componentes estén listos simultáneamente, lo cual no siempre es factible.

Finalmente, si las anteriores opciones no son viables o suficientes, se puede recurrir a la **subcontratación** de operaciones, **reasignación entre centros de trabajo** o **ampliación de turnos de producción**. Estas medidas permiten absorber el exceso de carga sin afectar los plazos ni los niveles de inventario, aunque suelen implicar un aumento en los costes.

4.8. PMP CON RESTRICCIONES DE CAPACIDAD

Para continuar con el desarrollo del modelo, se procede a resolver el problema de sobrecarga de capacidad ajustando el Plan Maestro de Producción (PMP). Esta decisión implica ajustar los volúmenes de producción en cada periodo, teniendo en cuenta no solo la capacidad disponible en los distintos centros de trabajo, sino también los costes asociados a cada alternativa productiva (costes de emisión, posesión y ruptura de inventario).

Dado que nos enfrentamos a un problema con múltiples variables y restricciones, se ha planteado como un modelo de programación lineal entera. Para su resolución, se utiliza la herramienta OpenSolver en Excel (ver apartado 3.3), que permite encontrar soluciones óptimas en contextos con gran número de variables.

En este modelo, se consideran tres dimensiones clave: i , el periodo en el que nos encontramos, j el producto y k el centro de trabajo en el que se produce.

En primer lugar, detallamos las variables de decisión:

- PMP_{ij} : cantidad del producto j planificada para producirse en el periodo i
- PMP_bin_{ij} : variable binaria que indica si se produce (1) o no (0) el producto j en el periodo i
- IP_{ij} : inventario en posesión del producto j al final del periodo i
- IR_{ij} : inventario en ruptura del producto j al final del periodo i

Se busca minimizar el coste total (CT), por lo que la función objetivo es:

$$\min CT = \sum_{i,j}^n (PMP_bin_{ij} \cdot ce_j + IP_{ij} \cdot cp_j + IR_{ij} \cdot cr_j)$$

Donde:

- ce_j : coste de emisión del lote del producto j
- cp_j : coste por unidad de posesión del inventario del producto j
- cr_j : coste por unidad de ruptura del producto j

Una vez definida la función objetivo, es necesario establecer un conjunto de restricciones que garanticen la viabilidad del plan maestro de producción dentro de los límites operativos y de capacidad del sistema.

En primer lugar, la restricción de lote máximo establece que, si no se decide fabricar un producto en un periodo determinado, su producción debe ser cero, y si se fabrica, no puede superar un tamaño de lote máximo previamente definido [1]. Para ello, se utiliza una variable binaria [5].

Por otro lado, es importante tener en cuenta que no puede existir un Plan Maestro de Producción (PMP) de un producto en un periodo inferior a su tiempo de suministro total. Esto significa que, si un producto requiere por ejemplo 3 periodos para ser fabricado, no se podrá disponer de él hasta el cuarto periodo. La razón de esto es que el proceso de producción no puede adelantarse a su tiempo de fabricación, ya que se necesitan estos periodos para completar la producción del producto de manera adecuada. Por lo tanto, la planificación debe ajustarse a este tiempo de fabricación, asegurando que el PMP respete la secuencia temporal de producción y disponibilidad del producto. Para garantizar que el PMP cumpla con esto, se ha establecido una nueva restricción en el modelo. Se introduce una variable binaria PMP-TS que tiene en cuenta el tiempo de suministro total. Esta variable toma el valor de 0 en aquellos periodos donde no es posible tener un PMP debido a la duración de la fabricación, y se asigna un valor de 1 a partir del periodo

en el que la producción ya está disponible. Para asegurar que esta condición se cumpla, se compara la variable binaria PMP_bin con PMP_TS [2]. De este modo, se garantiza que no se planifique la producción de un producto antes de que esté disponible según el tiempo de suministro total establecido.

En el modelo propuesto, se define el inventario neto como la diferencia entre el inventario en posesión y el inventario en ruptura. Para asegurar la coherencia temporal del sistema, se introduce una restricción clave: el inventario neto de cada producto en cada periodo debe coincidir con el inventario calculado, el cual se obtiene sumando al inventario inicial la producción planificada y restando la demanda correspondiente [3]. Esta condición garantiza que la evolución del inventario sea coherente con el comportamiento real del sistema productivo y su demanda asociada.

En cuanto a la capacidad de producción, se impone que la carga de trabajo generada por el plan maestro de producción en cada centro de trabajo no puede superar la capacidad ajustada de dicho centro [4]. Esta capacidad se obtiene multiplicando la capacidad disponible por un factor de corrección X que tiene en cuenta posibles ineficiencias, tareas de mantenimiento o márgenes de seguridad.

- [1] $PMP_{ij} \leq PMP_{bin_{ij}} \cdot Lote_max_{ij}$
- [2] $PMP_{bin_{ij}} \leq PMP_{TS_{ij}}$
 $PMP_{TS_{ij}} = 1$ si $i \geq TS_{ij}$, 0 en caso contrario
- [3] $IP_{ij} - IR_{ij} = Inv_{neto(i-1)j} + PMP_{ij} - Dem_{ij}$
- [4] $\sum_j (PMP_{ij} \cdot Perfil_recursos_{jk}) \leq X \cdot Cap_{disponible_{ik}}$
- [5] $PMP_bin_{ij} \in \{0,1\}$

Una vez formulado el modelo y definidas sus restricciones, se ha procedido a su implementación con el fin de obtener un Plan Maestro de Producción que cumpla tanto con los requisitos operativos como con las limitaciones de capacidad del sistema. La estructura del modelo permite incorporar de forma coherente las condiciones reales del entorno productivo, garantizando que las decisiones de producción estén alineadas con los recursos disponibles y los plazos requeridos.

Con esta base, se ha resuelto el modelo considerando los datos de entrada correspondientes a la demanda, pedidos en curso, el inventario inicial y la capacidad por centro de trabajo, lo que permite generar un PMP realista y operativamente viable, que se muestra a continuación.

PMP													TOTAL
P1	0	0	0	0	0	0	804	875	831	779	951	1104	5344
P2	0	0	0	0	0	0	558	147	715	0	420	697	2537
P3	0	0	0	0	119	0	331	385	96	289	320	458	1998

Tabla 25. PMP con restricciones de capacidad

A partir de este PMP, se ha elaborado el correspondiente plan de carga, siguiendo la misma metodología aplicada en el apartado 4.7, pero incorporando a

hora las restricciones de capacidad. A diferencia del caso anterior, en este modelo no solo el PMP genera carga sobre los centros de trabajo, sino también los pedidos en curso, ya que su producción aún está pendiente. Por ello, ambos elementos deben considerarse al calcular la carga total, lo que permite obtener una representación más realista del esfuerzo requerido en cada periodo y centro de trabajo.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
TOTAL CT1	1491,17716	1457,60129	1445,46087	1545,04813	1569,0599	1584,6999	1540,1038	1603,65885	1407,89902	1210,08113	1355,77003	951,498606
DISPONIBLE	1685,90925	1603,75272	1603,75272	1603,75272	1603,75272	1603,75272	1603,75272	1603,75272	1618,07194	1618,07194	1618,07194	1618,07194
DESVIACION	194,732083	146,15143	158,291851	58,7045895	34,692817	19,0528158	63,6489201	0,09386686	210,172916	407,990809	262,301909	666,573331
TOTAL CT2	1846,25449	1762,22467	1835,51521	1851,37693	1879,61882	1879,35809	1879,44656	1849,98892	1896,41959	745,2745	802,859509	324,115172
DISPONIBLE	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1879,7853	1896,5691	1896,5691	1896,5691	1896,5691
DESVIACION	33,5308092	117,560628	44,2700909	28,4083712	0,16648494	0,42721046	0,33874354	29,7963841	0,14950894	1151,2946	1093,70959	1572,45393
TOTAL CT3	1421,90993	1373,66563	1422,02805	1417,86678	1419,72601	1404,74785	1421,99053	1421,98477	1388,11261	334,276265	257,351502	0
DISPONIBLE	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1422,06198	1434,75896	1434,75896	1434,75896	1434,75896
DESVIACION	0,15205396	48,3963509	0,03392762	4,19520526	2,33597546	17,3141326	0,07145408	0,07720968	46,6463539	1100,4827	1177,40746	1434,75896
TOTAL	4759,34158	4593,49159	4703,00413	4814,29183	4868,40472	4868,80584	4841,54088	4875,63254	4692,43122	2289,63189	2415,98104	1275,61378
DISPONIBLE	4987,75653	4905,6	4905,6	4905,6	4905,6	4905,6	4905,6	4905,6	4949,4	4949,4	4949,4	4949,4
DESVIACION	228,414946	312,108409	202,59587	91,308166	37,1952774	36,7941589	64,0591177	29,9674607	256,968779	2659,76811	2533,41896	3673,78622

Tabla 26. Plan de carga con restricciones de capacidad

Como resultado, se verifica que en todos los periodos la carga productiva se mantiene dentro de los límites de capacidad disponibles, lo que confirma que el PMP obtenido es factible desde el punto de vista de los recursos del sistema.

5. RESULTADOS

El presente apartado recoge los resultados obtenidos a partir de la implementación del modelo propuesto. Se presentan, en primer lugar, los análisis centrados en el rendimiento del modelo en distintos escenarios, evaluando como influyen diversos parámetros sobre su comportamiento. A continuación, se examinan los costes asociados a las soluciones obtenidas, comparando el impacto de las decisiones operativas en función de las configuraciones simuladas.

5.1. RENDIMIENTO DEL MODELO

En esta sección se analiza el rendimiento del modelo desde un punto de vista computacional, evaluando cómo distintas características del problema afectan al tiempo de resolución, uso de recursos y eficiencia del algoritmo. Se estudian de forma independiente el número de variables, las restricciones de capacidad y el tamaño de lote de Wilson, con el objetivo de identificar patrones que influyan en la complejidad del problema y en la calidad de la solución obtenida.

5.1.1. SEGÚN EL NÚMERO DE VARIABLES

Antes de profundizar en aspectos más específicos del comportamiento del modelo de planificación, es fundamental analizar cómo responde en función de su tamaño estructural. En este contexto, el número total de variables, determinadas por la cantidad de productos planificados y el nivel de detalle temporal, representa un indicador clave de la complejidad del modelo.

El objetivo de este primer apartado es evaluar la escalabilidad del modelo. Es decir, cómo varía su rendimiento computacional y su capacidad para ofrecer soluciones viables a medida que se incrementa la dimensión del problema.

Para ello, se han definido distintos escenarios que combinan diferentes cantidades de productos (3, 4, 5 y 10) y distintos niveles de granularidad temporal (planificación semanal o diaria, durante el periodo de enero a marzo).

MODELO	PRODUCTOS	PERIODICIDAD	HORIZONTE	Nº VARIABLES
A	3	Semanal	Enero- Marzo	144
B	4	Semanal	Enero- Marzo	192
C	5	Semanal	Enero- Marzo	240
D	10	Semanal	Enero- Marzo	480
E	10	Diaria	Enero	800
F	10	Diaria	Enero- Marzo	2400

Tabla 27. Escenarios analizados según nº de variables

Estos modelos mantienen una estructura homogénea de restricciones y lógica de asignación, permitiendo una comparación directa basada únicamente en el efecto del tamaño del problema. El análisis se centra principalmente en tres dimensiones: tiempo de resolución, viabilidad de la solución y coste final del plan maestro de producción.

Antes de realizar cualquier análisis hay que destacar que, por ejemplo, en el modelo de 4 productos, aunque el modelo define 192 celdas como variables de decisión en la hoja de Excel, el solver CBC solo reconoce 134 variables efectivas. Esto se debe a que OpenSolver, antes de enviar el modelo, elimina automáticamente aquellas variables que no participan en restricciones ni en la función objetivo, así como variables redundantes o fijadas con cualquier valor, por ejemplo, el 0. Por tanto, el número de variables real del modelo matemático suele ser inferior al número de celdas visibles en Excel.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos y las observaciones más relevantes en cada uno de estos modelos.

5.1.1.1. Comportamiento del tiempo de resolución

Uno de los efectos más evidentes del incremento en el número de variables es el aumento del tiempo necesario para que el *solver* encuentre una solución. Este incremento no sigue una progresión lineal, sino que se comporta de manera exponencial a medida que se amplía la dimensión del problema.

Los modelos A, B y C (con planificación semanal y menor número de productos) presentan tiempos de resolución bajos y estables, generalmente por debajo de 1 segundo. Sin embargo, a partir del modelo D, el tiempo comienza a aumentar notablemente. El salto más significativo se produce en los modelos E y F, donde al pasar de semanas a días se multiplica por más de diez la cantidad de variables, provocando tiempos de resolución que en algunos casos pueden llegar a superar varios minutos.

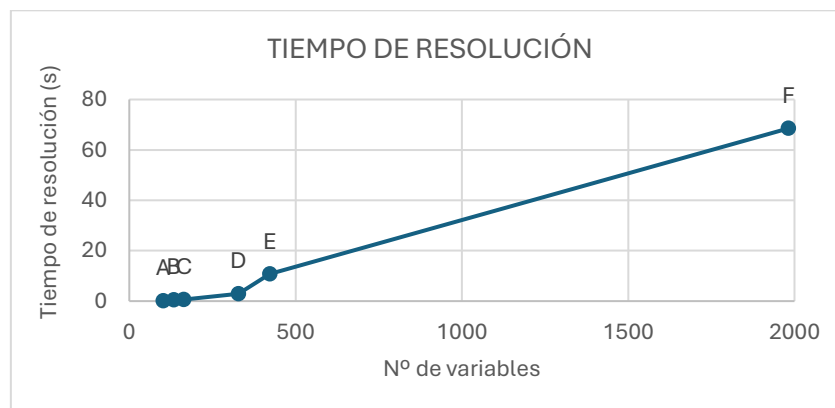


Gráfico 1. N° de variables vs. Tiempo de resolución

Esto se debe a que los métodos utilizados por el *solver* (como *Branch and Bound* o *Branch and Cut*) incrementan exponencialmente su complejidad con el número de variables, especialmente cuando el modelo es denso en restricciones. Aunque el modelo sigue siendo resoluble, su coste computacional aumenta considerablemente, lo cual puede ser un factor limitante en entornos donde se requiere planificación rápida.

5.1.1.2. Viabilidad y estabilidad de la solución

Además del tiempo, otro factor crucial es si el *solver* es capaz o no de encontrar una solución viable. En modelos con menor número de variables, se obtienen soluciones factibles u óptimas de forma consistente. Sin embargo, en modelos grandes, el *solver* puede fallar en encontrar una solución, debido a la alta densidad de restricciones y a la reducción del margen de flexibilidad.

Este comportamiento se interpreta como un reflejo de una planificación poco realista o mal dimensionada desde el punto de vista operativo; en un entorno real, esto sería equivalente a no poder construir un plan de producción viable en el plazo requerido.

En nuestro caso, al no ser modelos especialmente grandes, si se ajustan adecuadamente los límites de capacidad, en todos ellos se puede encontrar una solución óptima.

5.1.1.3. Tamaño crítico del modelo

En los modelos analizados anteriormente, desde configuraciones pequeñas hasta modelos de mayor dimensión con más de 2.000 variables, *OpenSolver* ha sido capaz de encontrar una solución óptima en todos los casos. Esto confirma que, hasta ese nivel de complejidad, el modelo es escalable y computacionalmente resoluble.

No obstante, para identificar el tamaño crítico del modelo, es necesario llevar el experimento un paso más allá. Se entiende como **tamaño crítico** aquel punto en el que el modelo deja de ser resoluble en un tiempo razonable, o directamente no consigue encontrar una solución factible debido a limitaciones computacionales o a conflictos entre restricciones (Hillier & Lieberman, 1967).

Para este análisis, se parte del modelo más exigente construido hasta ahora, el de 10 productos y planificación diaria durante el mes de enero. A partir de esta base, se amplía el horizonte temporal progresivamente, añadiendo los días del resto del año. Este crecimiento supone un incremento drástico tanto en el número de variables como en el de restricciones, dada la granularidad diaria y la expansión en el volumen de decisiones a tomar.

El objetivo de este ejercicio es determinar en qué punto el modelo comienza a presentar alguno de los siguientes comportamientos:

- **Inviabilidad del modelo:** el solver no encuentra ninguna solución factible.
- **Exceso de tiempo de cómputo:** el solver entra en tiempos de resolución impracticables para una operación realista.
- **Errores por limitaciones técnicas:** como falta de memoria o interrupciones forzadas por parte del entorno de cálculo.

VARIABLES	RESTRICCIONES	TIEMPO (s)	NODOS	ITERACIONES
3902	2266	286,43	2748	21804
5622	3255	651,56	3634	36225
7622	4405	691,46	4685	45668
11622	6705	3895,72	11362	152844
15622	9005	24182,69	14732	226940

Tabla 28. Tamaño crítico del modelo

Basándonos en los resultados obtenidos en las pruebas realizadas, se observa que el modelo continúa siendo resoluble incluso al superar las 15.000 variables y las 9.000 restricciones, alcanzando una solución óptima en todos los casos. Sin embargo, el tiempo de cómputo necesario para obtener dicha solución crece de forma significativa a medida que aumenta la complejidad del modelo. En particular, para la configuración más exigente (15.622 variables y 9.005 restricciones), el tiempo de resolución supera los 24.000 segundos (más de 6 horas), lo cual lo convierte en un límite práctico para su uso, especialmente considerando su aplicación en contextos académicos. Por tanto, si bien no se ha identificado un tamaño crítico que impida encontrar una solución factible u óptima, sí puede establecerse este umbral de tiempo como una referencia operativa para definir el punto a partir del cual el modelo deja de ser eficiente para fines educativos o de análisis académico.

5.1.2. SEGÚN LA CAPACIDAD DISPONIBLE

Para este análisis se utiliza un modelo estándar con 4 productos que se procesan en 3 centros de trabajo a lo largo de las semanas de enero a marzo. El objetivo es estudiar cómo afecta la capacidad ajustada, calculada como la capacidad disponible multiplicada por un factor de corrección X, al comportamiento del modelo.

Al comparar la carga del plan maestro de producción con la capacidad ajustada en distintos escenarios, se evalúa el impacto de X en la viabilidad del plan, el tiempo de resolución y los costes asociados. Este enfoque permite identificar zonas

sensibles donde pequeñas variaciones en X generan grandes diferencias operativas y computacionales.

5.1.2.1. Comportamiento ante variaciones del factor X

Durante la simulación del modelo en *OpenSolver* con distintos valores del factor de corrección X , se ha observado que el tiempo de resolución varía de forma no lineal e impredecible, a pesar de realizarse modificaciones mínimas en dicho factor. Este comportamiento se debe a la naturaleza del algoritmo de optimización entera que utiliza el *solver*, el cual puede verse significativamente afectado por ligeros cambios en los parámetros del modelo.

Cuando se reduce X , disminuye la capacidad ajustada, lo que restringe el espacio de soluciones viables. Esto obliga al *solver* a explorar más combinaciones posibles, lo que incrementa drásticamente el número de nodos visitados y el tiempo de cálculo. En algunos casos, una pequeña variación en X cambia por completo la estructura del árbol de decisión o activa nuevas variables binarias, haciendo que el modelo sea mucho más complejo de resolver.

Además, si la solución fraccional inicial no puede redondearse fácilmente a una solución entera válida, el *solver* necesita ramificar intensamente, lo que también aumenta el tiempo. Este fenómeno es especialmente crítico cuando el valor de X se acerca al límite de factibilidad del sistema, donde las restricciones están muy ajustadas y el modelo se vuelve altamente sensible.

Todos estos factores hacen que el *solver* pueda tardar segundos o cientos de segundos en resolver el modelo, dependiendo del valor exacto de X , incluso si la diferencia entre valores es mínima.

A continuación, se muestra cómo evoluciona el tiempo de resolución y el número de nodos e iteraciones en función del valor de X :

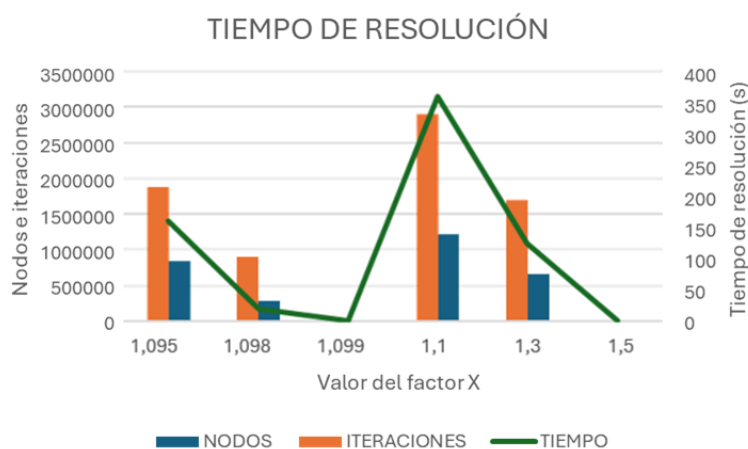


Gráfico 2. Tiempo de resolución vs. Capacidad

5.1.2.2. Zona crítica de sensibilidad del modelo

Como se ha podido comprobar, el problema se agrava especialmente en un intervalo concreto de valores de X , en torno a 1,095-1,098. En esta zona, la diferencia entre la carga del Plan Maestro de Producción (PMP) y la capacidad ajustada es muy pequeña en la mayoría de periodos, lo que implica que el modelo se encuentra operando en el límite de su factibilidad. Este equilibrio tan ajustado fuerza al solver a explorar soluciones en una región del espacio de búsqueda donde los recursos están extremadamente tensionados.

La siguiente tabla ejemplifica esta situación para $X=1,095$:

% UTILIZACIÓN	1,095												
CT1	88%	91%	90%	96%	98%	99%	96%	100%	87%	75%	84%	59%	
CT2	98%	94%	98%	98%	100%	100%	100%	98%	100%	39%	42%	17%	
CT3	100%	97%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	97%	23%	18%	0%	

Tabla 29. Porcentaje de utilización de los centros de trabajo

Como se puede comprobar, la mayoría de los periodos se encuentran utilizando el 100% de su capacidad. Por lo que, pequeños cambios en el valor de X provocan grandes cambios en la forma en que se asignan los recursos, o incluso hacen que ciertas combinaciones de producción dejen de ser viables. Esto obliga al algoritmo a reformular gran parte del árbol de búsqueda, generando un aumento drástico en el tiempo necesario para encontrar una solución, o incluso imposibilidad de resolver el modelo dentro de los parámetros establecidos.

5.1.2.3. Impacto en la planificación y toma de decisiones

El factor de corrección X tiene un impacto directo sobre la planificación de la producción y las decisiones operativas, ya que define cuánta capacidad efectiva se considera disponible en el sistema. Ajustar este valor implica decidir cuánto margen de seguridad se introduce frente a la carga planificada, lo que influye de forma crítica en la viabilidad y estabilidad del Plan Maestro de Producción (PMP).

En todos los casos, la introducción del factor X supone trabajar con una capacidad ajustada superior a la real. Cuando X toma valores relativamente altos (por ejemplo, 1,3), el modelo opera con mayor holgura, lo que facilita la obtención de soluciones viables, reduce el tiempo de cálculo y simplifica la planificación. Esta configuración aporta robustez al sistema, aunque puede llevar a una infrautilización de recursos y a una menor eficiencia productiva.

Por el contrario, al reducir X y acercarlo al límite inferior de factibilidad (alrededor de 1,1), se consigue una mayor eficiencia teórica en la utilización de los recursos disponibles. Sin embargo, esta mayor exigencia se traduce en un aumento desproporcionado del coste total de producción, llegando a duplicarse, y en una drástica elevación del tiempo computacional requerido. Además, el modelo se vuelve más sensible a pequeñas variaciones, y el riesgo de no encontrar ninguna

solución viable se incrementa considerablemente, lo que equivale a una planificación irrealizable en un entorno operativo real.

Esta relación se refleja claramente en el Gráfico 3. Capacidad vs. Coste total, donde se observa cómo pequeñas reducciones en el valor de X provocan un incremento notable del coste asociado al PMP. Aunque las diferencias de capacidad ajustada son mínimas, el modelo se ve forzado a recurrir a combinaciones de producción menos eficientes y más costosas, lo que penaliza económicamente la solución.

Este comportamiento evidencia que buscar la máxima eficiencia teórica sin dejar margen operativo conlleva riesgos significativos para la planificación: aumento de cuellos de botella, menor capacidad de adaptación ante imprevistos y mayor probabilidad de incurrir en retrasos o sobrecostes. Por tanto, desde una perspectiva estratégica, la elección del valor de X debe equilibrar eficiencia, robustez y viabilidad computacional, garantizando que el plan maestro no solo sea óptimo en papel, sino también aplicable y sostenible en el entorno productivo real.

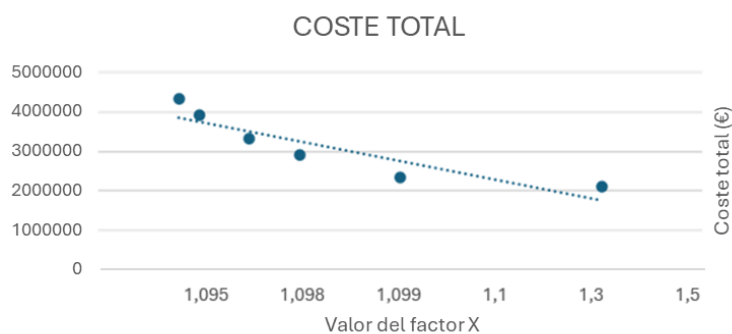


Gráfico 3. Capacidad vs. Coste total

5.1.3. SEGÚN EL LOTE DE WILSON

Tras haber analizado previamente el rendimiento del modelo en función de diversos parámetros, en este apartado se centra la atención en el impacto que tiene el tamaño del lote económico de pedido (EOQ o lote de Wilson) sobre la eficiencia computacional del modelo.

Para ello, se han definido cinco escenarios sobre un mismo modelo con cinco productos, modificando únicamente los costes de emisión y posesión para generar distintos valores de EOQ.

MODELO	EMISIÓN (€/lote)	POSESION (€/ud.)	RUPTURA (€/ud.)	WILSON MEDIO
A	100	20	60	235,66
B	10000	20	60	2356,64
C	10000	2	60	7452,36
D	100	200	600	74,52
E	10000	6	60	4302,62

Tabla 30. Escenarios lote de Wilson

Esto permite estudiar cómo varía el esfuerzo computacional requerido en función del tamaño del lote, manteniendo constante el resto de parámetros del sistema.

5.1.3.1. Tiempo de cómputo del modelo

En este apartado se presenta el tiempo que tarda el modelo en resolverse en cada uno de los cinco escenarios. Como el número de variables y restricciones es el mismo en todos los casos, cualquier diferencia en el tiempo de cómputo se puede asociar al tamaño del lote de Wilson.



Gráfico 4. Lote de Wilson vs. Tiempo de resolución

El gráfico muestra que, a medida que el lote de Wilson aumenta, también lo hace el tiempo que tarda el modelo en resolverse. Los escenarios con lotes pequeños se resuelven muy rápido, mientras que los que tienen lotes grandes requieren más tiempo.

Esto indica que un lote mayor no siempre implica menos trabajo para el solver. Aunque haya menos pedidos, las decisiones son más complejas y el modelo necesita más esfuerzo para encontrar la solución óptima.

5.1.3.2. Número de nodos e iteraciones

Se va a analizar cuantos nodos explora el solver y cuantas iteraciones realiza en cada escenario. Ambos valores reflejan el esfuerzo interno necesario para resolver el modelo.

A continuación, se muestra la relación entre el lote de Wilson y estos dos parámetros:

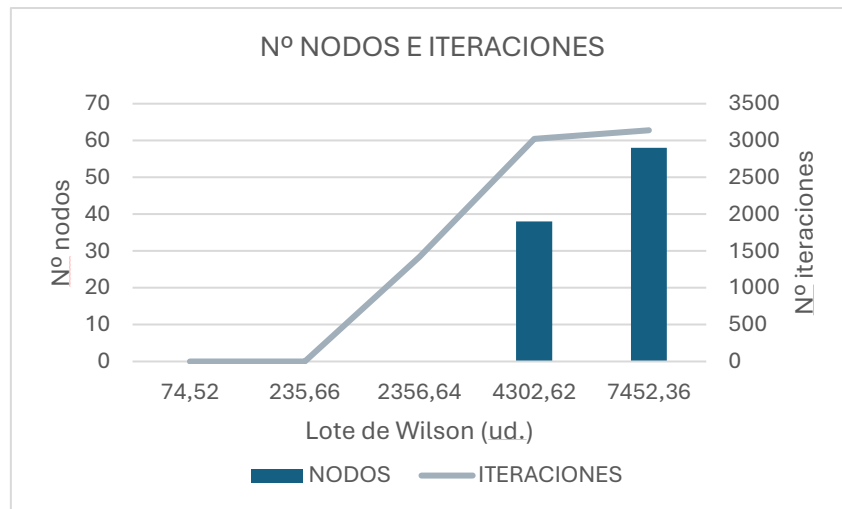


Gráfico 5. Lote de Wilson vs. Nodos e iteraciones

En los escenarios en los que el lote de Wilson es pequeño, tanto los nodos como las iteraciones son igual a cero. Esto se debe a que el solver encuentra una solución óptima entera directamente desde la relajación lineal, sin necesidad de explorar ramas del árbol de decisión (nodos) ni realizar mejoras sucesivas (iteraciones). Es decir, el problema se resuelve en el primer intento, lo cual es poco frecuente y solo ocurre en casos simples o altamente estructurados.

Este resultado está asociado a configuraciones en las que se generan muchas decisiones de pedido bien distribuidas a lo largo del tiempo, lo que facilita una solución que ya cumple con la integridad sin necesidad de aplicar técnicas de ramificación.

En cambio, los escenarios en los que el lote de Wilson es mayor, el solver debe dividir el problema en múltiples ramas y aplicar iteraciones para encontrar una solución entera válida. Esto ocurre porque los pedidos son más espaciados y concentrados, lo que crea decisiones más dependientes entre sí y difíciles de ajustar a las restricciones del modelo.

5.1.3.3. Respuesta del modelo con lote de Wilson constante

Según la fórmula clásica del lote económico de pedido de Wilson:

$$Q_{PX} = \sqrt{\frac{2 \cdot c_{ePX} \cdot D_{PX}}{c_{pPX} \cdot \theta}}$$

Se puede comprobar que el coste de ruptura no influye en nada en el cálculo del tamaño de lote óptimo. Sin embargo, tras analizar varios escenarios con el mismo valor de Wilson, se ha comprobado que este parámetro sí puede afectar al modo en

el que el modelo distribuye la producción en el tiempo, influyendo así en el rendimiento operativo.

Para verificarlo, se han diseñado diferentes simulaciones con cinco productos bajo distintas configuraciones de costes, en dos bloques diferenciados:

Escenario 1. Coste de ruptura constante

En este primer grupo de pruebas, se han ajustado los costes de emisión y posesión manteniendo sus proporciones constantes, de forma que el lote de Wilson se mantuviera igual en todos los casos. Además, se ha fijado un mismo valor para el coste de ruptura en todos ellos.

Para realizar los gráficos, se va a tomar como valor de referencia (eje de abscisas) el coste de emisión (el de ruptura aumenta o disminuye proporcionalmente).

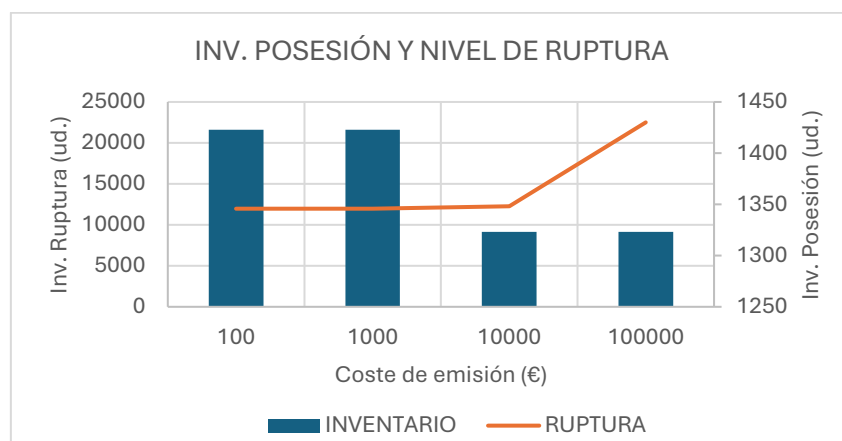


Gráfico 6. Coste de emisión vs. inventario y niveles de ruptura

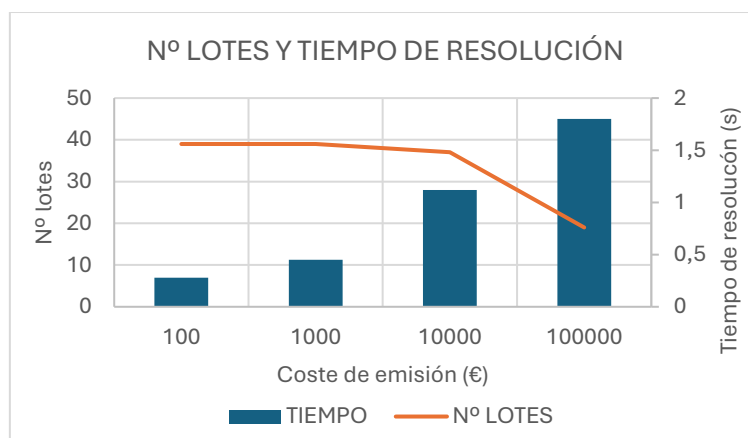


Gráfico 7. Coste de emisión vs. Nº de lotes y tiempo de resolución

Los resultados muestran que, incluso manteniendo constante el tamaño del lote de Wilson, el modelo reacciona de forma sensible ante variaciones en la escala de los costes. A nivel computacional, el tiempo de resolución aumenta progresivamente

con valores más altos de emisión y posesión, evidenciando una mayor complejidad interna del problema. Operativamente, se observa que el número de lotes tiende a reducirse en escenarios con costes altos de emisión, lo que conlleva a mayor concentración de producción. Esta decisión se traduce en un incremento de inventario, y en el caso más extremo, en mayores niveles de ruptura. Por tanto, el rendimiento del modelo no depende solo de las proporciones relativas entre parámetros, sino también de su magnitud absoluta, afectando tanto al comportamiento logístico como a la eficiencia computacional.

Escenario 2. Variación del coste de ruptura con lote fijo

En este segundo bloque, se han conservado los mismos valores de emisión, posesión y demanda que en el caso anterior (por tanto, el lote de Wilson sigue siendo el mismo), pero se ha variado el coste de ruptura.

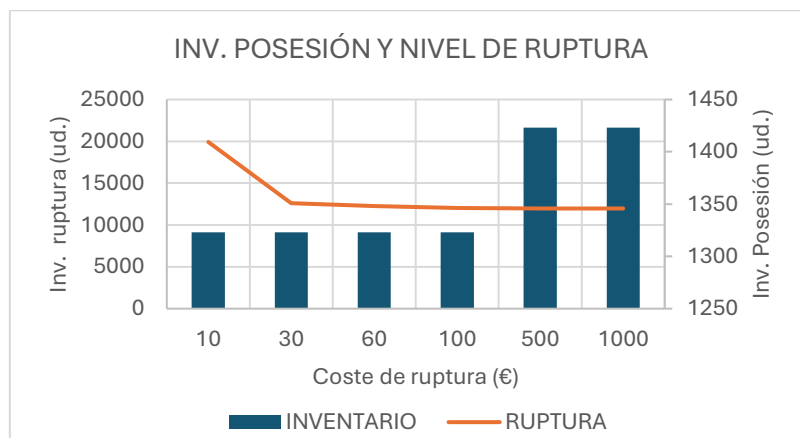


Gráfico 8. Coste de ruptura vs. Inventario y niveles de ruptura

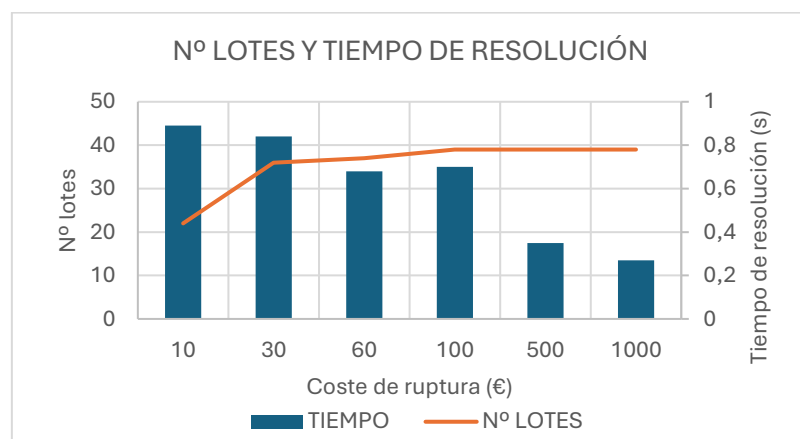


Gráfico 9. Coste de ruptura vs. Nº de lotes y tiempo de resolución

A partir de los gráficos obtenidos, se observa que, aunque el tamaño del lote de Wilson permanece constante, las variaciones en el coste de ruptura afectan de forma significativa al comportamiento del modelo. A medida que dicho coste

aumenta, el número de lotes también lo hace, lo que implica una producción más frecuente para evitar penalizaciones. Esta estrategia reduce considerablemente la cantidad de unidades en ruptura y, en los escenarios con costes de ruptura muy elevados, prácticamente desaparecen.

Desde el punto de vista computacional, los escenarios con bajo coste de ruptura requieren más iteraciones y, en algunos casos, ramificación, lo que se traduce en tiempos de cómputo más altos. Esto sugiere que el modelo necesita mayor esfuerzo para encontrar un equilibrio entre ruptura e inventario cuando el coste de no servir es bajo. En cambio, al aumentar la penalización, el modelo opta por decisiones más directas, simplificando la resolución. En conjunto, los gráficos muestran que el coste de ruptura, aunque no afecta directamente al lote óptimo, sí influye de manera clara tanto en la distribución de la producción como en la eficiencia del proceso de optimización.

5.2. ANÁLISIS DE COSTES

El estudio se ha centrado en un caso con 3 productos, partiendo de un escenario base con una configuración de costes inicial. A partir de ahí, se han definido tres escenarios alternativos, en los que se modifica individualmente uno de los tres tipos de coste principales: emisión, posesión o ruptura.

El objetivo es evaluar cómo influyen estas variaciones en el comportamiento operativo del modelo, analizando una serie de indicadores clave. Finalmente se realiza una comparación global entre los escenarios con el fin de extraer conclusiones sobre la eficiencia de cada estrategia de planificación bajo diferentes condiciones de coste.

5.2.1. PRESENTACIÓN DE ESCENARIOS

A continuación, se describen los cuatro escenarios que servirán como base para el análisis comparativo.

5.2.1.1. Escenario Base

El escenario base representa el punto de partida sobre el que se evaluarán los cambios introducidos en los escenarios posteriores. En este caso, se ha configurado el modelo con una estructura de costes estándar, sin priorizar ninguno de los tres tipos de coste (emisión, posesión o ruptura). El objetivo es observar cómo opera el sistema en condiciones neutras, permitiendo una planificación equilibrada entre la frecuencia de producción, el nivel de inventario y el cumplimiento de la demanda.

5.2.1.2. Escenario A (↑ emisión)

El objetivo de este escenario es simular un entorno en el que cada orden de producción resulta significativamente más costosa. Esto simula una situación donde cada vez que se inicia la producción de un lote, los costes fijos (configuración de máquinas, consumo energético...) son elevados.

El modelo buscará minimizar el número de órdenes, favoreciendo la fabricación de lotes de mayor tamaño. Esta estrategia puede implicar aceptar ciertas faltas de stock en algunos periodos si el ahorro en costes de emisión compensa dichas rupturas.

5.2.1.3. Escenario B (↑ posesión)

Aquí se aumentará el coste asociado al almacenamiento. Este escenario representa limitaciones logísticas, almacenaje caro o productos que se deterioran fácilmente.

El modelo se ajustará a la demanda lo máximo posible, reduciendo los niveles de stock. Esto suele traducirse en una mayor frecuencia de producción y un riesgo controlado de pequeñas rupturas.

5.2.1.4. Escenario C (↑ ruptura)

En este caso, se incrementará mucho el coste asociado a no poder satisfacer la demanda. Se simula un entorno en el que se penaliza mucho la falta de producto, ya que afecta directamente a la reputación y fidelidad de los clientes.

En respuesta, el modelo prioriza la acumulación de inventario, por lo que existirán periodos en los que los recursos estén muy saturados.

5.2.2. COMPARATIVA ENTRE ESCENARIOS

En este apartado se compararán los cuatro escenarios planteados anteriormente con el fin de analizar de forma global el impacto de las modificaciones en los costes.

A continuación, se presenta una tabla que recoge los indicadores clave utilizados para realizar este análisis.

INDICADOR	BASE	ESCENARIO A	ESCENARIO B	ESCENARIO C
Coste Total	61.357,50 €	121.872,50 €	193.550,00 €	205.795,00 €
Coste de emisión	2.620,00 €	44.400,00 €	7.140,00 €	2.620,00 €
Coste de posesión	827,50 €	16.732,50 €	180.250,00 €	850,00 €
Coste de ruptura	57.910,00 €	60.740,00 €	6.160,00 €	202.325,00 €
Nº órdenes de producción	26	15	24	26
Tamaño medio de lote (ud.)	738	1279	799	738
Inventario (ud.)	340	7920	340	340
Ruptura total (ud.)	5255	5538	6160	5255

Tabla 31. Indicadores clave para el análisis de costes

5.2.2.1. Distribución de costes

Se compara el coste total mínimo alcanzado por el modelo en cada escenario y la proporción que representa cada tipo de coste (emisión, posesión y ruptura). Esto es clave para entender la estrategia seguida en cada escenario.

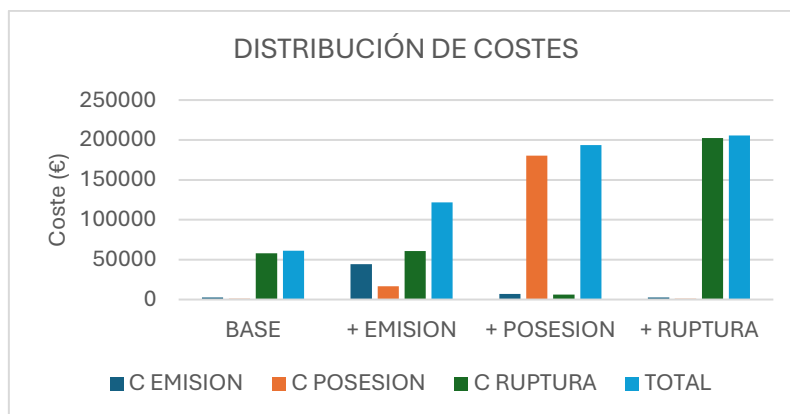


Gráfico 10. Distribución de costes totales por escenario

El análisis muestra que priorizar un solo tipo de coste puede alterar significativamente la estrategia del sistema sin mejorar necesariamente el coste total. Solo un equilibrio entre emisión, posesión y ruptura permite una planificación eficiente y sostenible.

5.2.2.2. Número total de órdenes de producción

Se evalúa cuántas veces el modelo ha decidido emitir producción en cada escenario. Esto da una idea de si se favorece la estrategia de producción de lotes grandes (pocas órdenes) o lote a lote (muchas órdenes pequeñas).

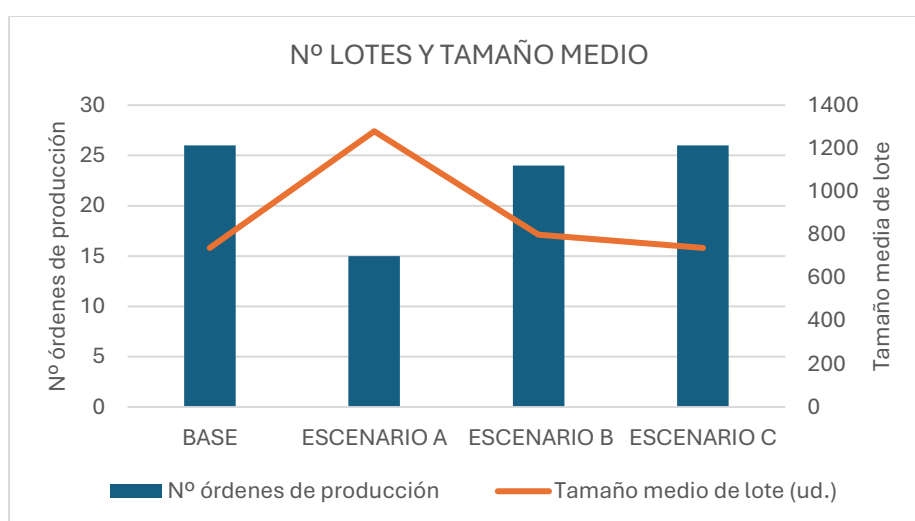


Gráfico 11. N° de lotes vs. Tamaño medio

El gráfico muestra que, al aumentar el coste de emisión, se reduce el número de órdenes y se producen lotes más grandes. Por el contrario, un coste de posesión alto impulsa a producir más frecuentemente con lotes más pequeños. El modelo ajusta la frecuencia y el tamaño de producción para equilibrar los costes y minimizar rupturas.

5.2.2.3. Inventario medio y nivel de ruptura

En este apartado se analiza cómo responden el inventario medio y las unidades en ruptura ante los distintos escenarios de coste. Ambos indicadores permiten evaluar el equilibrio entre disponibilidad de stock y nivel de servicio, y cómo se ajustan las prioridades del modelo.

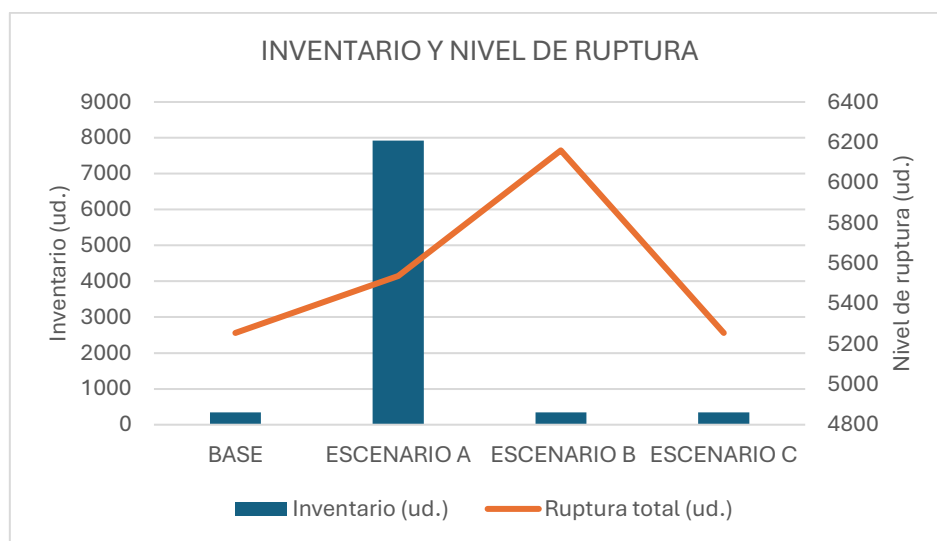


Gráfico 12. Inventario medio y nivel de ruptura

El gráfico confirma que solo si existe un alto coste de emisión (escenario A), el modelo incrementa significativamente el inventario como estrategia para reducir la frecuencia de producción. Sin embargo, esto no se traduce en una reducción efectiva de las unidades en ruptura, que se mantienen similares a otros escenarios (se puede deber a que los pedidos en curso no son suficientes para cubrir la demanda durante el tiempo de suministro de los primeros periodos). En el resto de escenarios, el inventario medio es muy bajo y constante, lo que indica que el modelo prefiere aceptar cierto nivel de ruptura o aumentar la frecuencia de producción (como en los escenarios B y C) antes que acumular stock. Esto pone de manifiesto que el inventario no siempre actúa como amortiguador eficaz si no está respaldado por la estructura de costes.

5.2.3. RESUMEN OPERATIVO DE LOS ESCENARIOS

A lo largo del análisis se ha podido comprobar cómo la estructura de costes influye directamente en las decisiones operativas del modelo. Al modificar de forma aislada el coste de emisión, posesión o ruptura, el sistema responde ajustando su

estrategia de producción, nivel de inventario y tolerancia a ruptura, con el objetivo de minimizar el coste total.

La siguiente tabla resume las principales decisiones estratégicas adoptadas por el modelo en cada escenario:

ASPECTO CLAVE	ESCENARIO BASE	ESCENARIO A (↑ emisión)	ESCENARIO B (↑ posesión)	ESCENARIO C (↑ ruptura)
Estrategia de producción	Equilibrio entre frecuencia y tamaño de lotes	Producción menos frecuente con lotes grandes	Producción más frecuente y ajustada a la demanda	Producción preventiva para evitar faltantes
Nivel de inventario	Moderado y estable	Muy elevado para reducir órdenes	Muy bajo para evitar costes de almacenaje	Moderado, acumulación para asegurar servicio
Riesgo de ruptura	Controlado	Se aceptan rupturas puntuales	Tolerancia a pequeñas rupturas	Se evita cualquier ruptura, cueste lo que cueste
Uso de recursos	Equilibrado	Menor presión al reducir frecuencia	Mayor presión por producción continua	Alta presión para mantener disponibilidad
Impacto en costes totales	Coste balanceado	Aumento relevante por inventario y emisión	Muy alto por posesión	Muy alto por penalización de ruptura
Resumen estratégico	Gestión eficiente y estable	Se prioriza reducir el número de órdenes	Se prioriza agilidad con bajo inventario	Se prioriza el nivel de servicio, sin escatimar en costes

Tabla 32. Resumen operativo de cada escenario

Esta comparación demuestra que priorizar un único tipo de coste puede llevar a decisiones poco sostenibles, mientras que un enfoque más equilibrado (como el del escenario base) tiende a generar soluciones más eficientes y estables.

Cabe destacar que este análisis se ha llevado a cabo mediante programación lineal resuelta con OpenSolver, lo que garantiza que las soluciones obtenidas para cada escenario son óptimas dentro de las restricciones impuestas. Esto permite confiar plenamente en la validez de las estrategias observadas y en las conclusiones extraídas del comportamiento del sistema.

6. ESTUDIO ECONÓMICO

6.1. INTRODUCCIÓN

El estudio económico constituye una parte fundamental del Trabajo de Fin de Grado, ya que permite cuantificar los recursos empleados en su desarrollo y valorar la viabilidad del proyecto desde un punto de vista financiero. A través de este apartado se identifican, clasifican y valoran los distintos costes asociados a cada una de las fases del trabajo, tanto directos como indirectos.

6.2. FASES Y GESTIÓN DEL PROYECTO

La elaboración de este Trabajo de Fin de Grado se ha desarrollado en el período comprendido entre el **28 de enero y el 15 de junio**, siguiendo una estructura organizada en distintas fases que han permitido abordar de forma progresiva y coherente todos los aspectos del proyecto.

6.2.1. PLANIFICACIÓN

En una primera etapa, se llevó a cabo la planificación detallada del trabajo. Se comenzó con la elección y definición del tema del TFG, centrado en la elaboración de un plan maestro de producción mediante técnicas de programación lineal. Una vez acordado el enfoque general, se delimitaron las ideas principales sobre las que debía desarrollarse el estudio, así como los objetivos específicos que se pretendían alcanzar, con especial atención al cumplimiento de restricciones como la capacidad de producción, la carga de trabajo y otros condicionantes operativos.

6.2.2. DESARROLLO

Durante esta fase, surgieron diversas dudas y dificultades que fueron abordadas progresivamente. El primer paso consistió en asentar el marco teórico, recopilando y organizando toda la información necesaria en relación con la planificación de la producción y la optimización matemática. Posteriormente, se inició una búsqueda exhaustiva de información complementaria y actualizada, con el fin de contrastar y reforzar los conocimientos adquiridos. Una parte clave del desarrollo fue la investigación sobre el funcionamiento de OpenSolver, una herramienta que permite resolver modelos de programación lineal en Excel. Con todo ello, se procedió a la construcción del modelo de optimización, incorporando las restricciones definidas para simular la realidad productiva planteada.

6.2.3. PRUEBAS

Para validar el funcionamiento del modelo diseñado, se realizaron diferentes pruebas con escenarios simulados, variando los parámetros y condiciones para observar el comportamiento del sistema ante distintos supuestos. En aquellos casos en los que se detectaron errores o resultados inesperados, se llevó a cabo un análisis detallado para identificar y corregir posibles fallos en la formulación o en los datos empleados.

6.2.4. ESTIMACIÓN DE RESULTADOS

Una vez verificado el correcto funcionamiento del modelo, se procedió a comparar los distintos escenarios generados. A partir de estos, se realizó un análisis enfocado en determinadas variables clave, con el objetivo de obtener información relevante que permitiera extraer conclusiones prácticas sobre la planificación óptima de la producción bajo las condiciones planteadas.

6.2.5. ENTREGA

Finalmente, se elaboró la memoria del trabajo, recogiendo de forma estructurada todos los aspectos tratados a lo largo del proyecto: desde la justificación del tema y la metodología empleada, hasta los resultados obtenidos y las conclusiones derivadas del estudio. Además, se incluyeron observaciones finales sobre las posibles aplicaciones del modelo y sugerencias para futuros desarrollos o mejoras.

6.3. COSTES

6.3.1. COSTES DIRECTOS

Los costes directos hacen referencia a aquellos elementos que pueden ser atribuidos de manera específica y cuantificable al desarrollo del proyecto.

6.3.1.1. Mano de obra

El proyecto se ha desarrollado a lo largo aproximadamente de 140 días, con una jornada estimada de 5 horas diarias. Sin embargo, descontando los fines de semana y festivos nacionales, se han computado 97 días efectivos de trabajo, lo que equivale a 485 horas trabajadas.

La ejecución ha sido llevada a cabo por una ingeniera responsable del desarrollo técnico del modelo y un jefe de proyecto, que ha supervisado y coordinado el avance en un 10% del total de horas. El coste por hora se ha calculado en base al salario medio de un ingeniero en España (30.000 €/año), dando como resultado un valor aproximado de 15,40 €/hora.

A continuación, se detalla el coste de la mano de obra:

	Horas	Coste
Jefe de proyecto	48,5	746,90 €
Ingeniera	485	7.469,00 €
Total	533,5	8.215,90 €

Tabla 33. Coste de la mano de obra

6.3.1.2. Costes materiales

En esta categoría se incluyen pequeños materiales de oficina necesarios para el desarrollo del proyecto, tales como un bolígrafo y un paquete de folios, cuyo coste total es **7 €**.

6.3.1.3. Software específico

La resolución final del modelo se llevó a cabo con OpenSolver, un complemento de Excel de libre acceso, por lo que su coste ha sido nulo.

6.3.2. COSTES INDIRECTOS

Los costes indirectos engloban aquellos gastos generales que, aunque no están directamente vinculados a una única tarea, son necesarios para el desarrollo global del proyecto. Estos se han clasificado en dos grupos: amortizaciones y costes generales de suministro.

6.3.2.1. Amortizaciones

Se ha realizado la amortización de varios equipos utilizados a lo largo del proyecto. Al tratarse de elementos de reciente adquisición, su valor residual es 0, y se ha estimado un periodo de amortización acorde con su naturaleza. El coste imputado al proyecto se ha calculado proporcionalmente a los 5 meses de duración.

Elemento	Precio de compra	Periodo amort. (años)	Coste proyecto
Ordenador Lenovo Thinkpad	1.437,00 €	4	149,69 €
Office 365	99,00 €	1	41,25 €
Ratón inalámbrico	17,00 €	1	7,08 €
Impresora Multifuncion HP	90,00 €	5	7,50 €
Total			205,52 €

Tabla 34. Costes de las amortizaciones

6.3.2.2. Costes generales de suministro

Dentro de los costes generales se incluyen gastos relacionados con el consumo y uso de recursos compartidos, cuya estimación ha sido realizada en base al uso aproximado durante el periodo de ejecución.

Suministro	Coste
Electricidad	135,00 €
Calefaccion	35,00 €
Internet	60,00 €
Teléfono	20,00 €
Total	250,00 €

Tabla 35. Costes generales de suministro

6.4. COSTES TOTALES

Con el objetivo de ofrecer una visión clara y detallada del esfuerzo económico invertido en el desarrollo del presente proyecto, se presenta a continuación un resumen de los costes totales, desglosados tanto por fase del proyecto como por partida de gasto.

6.4.1. PRESUPUESTO FINAL

El presupuesto final estimado del desarrollo del proyecto asciende a **8.678,42 €**, incluyendo todos los costes directos e indirectos asociados.

6.4.2. COSTE TOTAL DESGLOSADO POR FASES

A continuación, se muestra el desglose del coste total según las distintas fases del proyecto, calculado proporcionalmente según el tiempo estimado de dedicación en cada una. Para que se vea de forma más gráfica, se ha representado el en un diagrama de sectores:

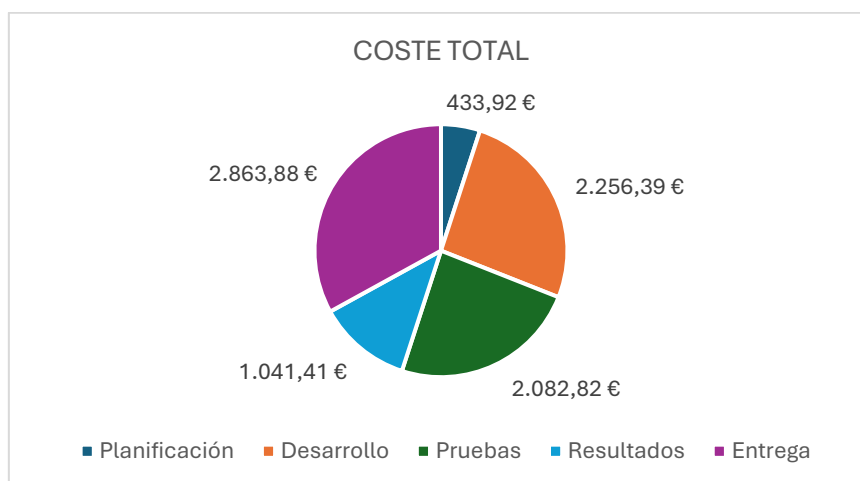


Gráfico 13. Coste total por fases

6.4.3. COSTE TOTAL DESGLOSADO SEGÚN LA NATURALEZA DEL GASTO

Para complementar el análisis anterior, se presenta también el desglose del coste total según las diferentes partidas de gasto, agrupando los recursos empleados por tipo.

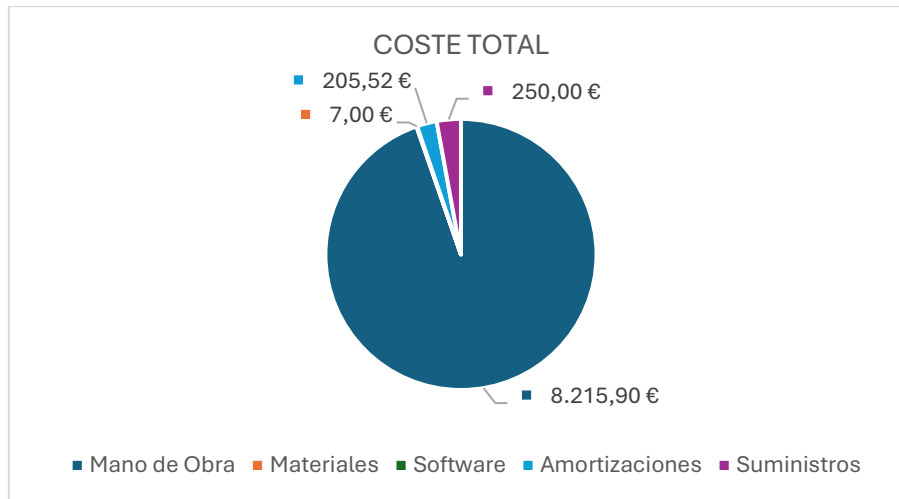


Gráfico 14. Coste total según naturaleza del gasto

Se puede comprobar que el coste material es muy pequeño en comparación con el resto, por lo que sale representado en una diminuta porción. En cambio, la mayoría del coste proviene de la mano de obra, algo lógico, ya que es donde más recursos se han destinado.

6.5. CONCLUSIÓN

Este análisis económico no solo permite justificar los recursos empleados en la elaboración del proyecto, sino que también proporciona una base sólida para planificaciones futuras en proyectos de características similares.

7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El presente trabajo ha permitido desarrollar un modelo de programación lineal para la planificación maestra de la producción (PMP), capaz de representar con precisión las restricciones de capacidad dentro de un entorno productivo real. A lo largo del estudio, se ha comprobado que esta metodología no solo proporciona soluciones óptimas, sino que además permite mayor control sobre el proceso de toma de decisiones.

Un aspecto destacado de este trabajo ha sido la implementación del modelo utilizando herramientas accesibles como Excel y OpenSolver, demostrando que es posible abordar problemas complejos de planificación sin depender exclusivamente de software especializado de alto coste. Esta accesibilidad convierte al modelo en una herramienta viable para pequeñas y medianas empresas, así como para entornos educativos o de investigación aplicada.

Además, el análisis computacional realizado ha permitido evaluar la escalabilidad del modelo, identificando los límites prácticos en cuanto a tiempo de cómputo y tamaño del problema. Si bien el rendimiento disminuye a medida que crece la complejidad del sistema, se han encontrado soluciones óptimas para el modelo de más de 15.000 variables, con un tiempo de resolución de casi 7 horas.

De cara a posibles ampliaciones, una línea interesante de trabajo futuro sería la incorporación de enfoques híbridos que combinen técnicas metaheurísticas con modelos de programación lineal. Las metaheurísticas ofrecen una gran capacidad para explorar espacios amplios de soluciones, incluso en contextos con restricciones complejas o estructuras no lineales. Integrarlas con programación lineal permitiría utilizar esta última como herramienta de refinamiento o validación, asegurando soluciones viables y de alta calidad.

Por otro lado, también sería valioso probar el modelo en instancias de mayor escala, aumentando el número de productos, periodos y recursos. Esto permitiría comprobar su robustez en entornos más exigentes y delimitar con mayor precisión sus capacidades y limitaciones, con el objetivo de acercar la herramienta a aplicaciones industriales reales.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Chase, R. B., Jacobs, F. R., & Aquilano, N. J. (2006). *Operation Management for Competitive Advantage*. McGraw-Hill Irwin.
- Da Col, G., & Teppan, E. C. (2002). Industrial-size job shop scheduling with constraint programming. *Operations research perspectives*, 100249.
- Davis, K. R., & McKeown, P. G. (1996). *Modelo cuantitativos para administración*. Grubo Editorial Iberoamérica.
- Domínguez Machuca, J. A. (1995). *Dirección de Operaciones: Aspectos estratégicos, tácticos y operativos en la producción y los servicios*. McGraw-Hill.
- Gomory, R. E. (1958). An Algorithm for Integer Solutions to Linear Programs. *IBM Journal of Research and Development*.
- Heizer, J., & Render, B. (1998). *Operations Management*. Prentice Hall.
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (1967). *Introdution to Operations Research*. Holden-Day.
- Jacobs, F., Chase, R., & Aquilano, N. (1995). *Operations and Supply Chain Management*. McGraw-Hill Irwin.
- Mathur, K., & Solow, D. (1996). *Investigación de operaciones: el arte de la toma de decisiones*.
- Meana Coalla, P. P. (2017). *Gestión de inventarios*. Paraninfo.
- Paull, S., & Bubak, A. S. (2025). Machine learning for master production scheduling: Combining probabilistic forecasting with stochastic optimisation. *Expert systems with applications*, 126583.
- Ríos Insua, S. (1996). *Investigación operativa: programación lineal y aplicaciones*. McGraw-Hill Interamericana.
- Schlenkrich, M., & Parragh, S. N. (2023). Solving large scale industrial production scheduling problems with complex constraints: an overview os the state-of-the-art. *Procedia Computer Science*, 1028-1037.
- Slack, N. (1995). *Operations Management*. Pitman Publishing.
- Stevenson, W. J. (2020). *Operations Management*. McGraw-Hill Education.
- Winston, W. L. (2004). *Operations Research: Applications and Algorithms*. Duxbury Press.