Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riiit.com.mx

Modelo de Optimización Matemática y Ciencia de Datos para la asignación eficiente de personal en empresas de servicios tecnológicos

Mathematical optimization and data science model for efficient personnel allocation in technology service companies

Valerio-Rodríguez, G.A., García-Calvillo, I., Mejía-de Dios, A., Beltrán-Márquez, J.*

Centro de Investigación en Matemáticas Aplicadas; Universidad Autónoma de Coahuila; C.P. 25280; Saltillo, Coahuila (Orcid: https://orcid.org/0009-0007-6309-6416, https://orcid.org/0000-0003-0609-4223, https://orcid.org/0000-0002-0367-2967, https://orcid.org/0000-0002-2992-3365*).
gabriela.valerio@uadec.edu.mx; irma.garcia@uadec.edu.mx; adolfomejia@uadec.edu.mx; jessicabeltran@uadec.edu.mx*

Innovación tecnológica: Optimización automatizada de la asignación de personal en empresa de servicios.
Área de aplicación industrial: Gestión de recursos humanos, procesos y operaciones en empresas, cualquier industria que requiera personal especializado.

Recibido: 15 abril 2025
Aceptado: 19 noviembre 2025

Abstract

In a competitive business environment, corporate finance focuses on maximizing profits while using the fewest possible resources—an ongoing challenge that has driven the development of innovative methodologies to optimize decision-making. In this context, the integration of data science and mathematical optimization has emerged as a key strategy to improve operational efficiency and resource allocation. This study addresses the challenges faced by a technology services company experiencing significant personnel costs, with the main objective of developing a mathematical optimization model for task assignment that minimizes annual costs while maintaining balanced workloads.

To achieve this, a data science-based approach was implemented, extracting information from various areas of the company, integrating and preprocessing the data to generate representative instances of the problem. On this foundation, a mixed-integer programming model was developed, incorporating critical variables such as individual skills, labor costs, and task-specific processing times. The model includes essential constraints: completing all tasks required for committed

projects, adhering to maximum working hours, and limiting the number of projects each employee can be assigned to, structuring planning across monthly periods throughout the year.
The findings show that an annual cost reduction of 7.29% could be achieved through the optimized assignment of 41,892 tasks. Beyond these savings, the combination of data science and mathematical optimization generates multidimensional benefits, including improved operational efficiency, fair task distribution based on individual capabilities while respecting working hours, and ensuring high-quality service at competitive prices for clients. The study concludes that this integration can transform human resource management in technology companies, offering tangible solutions to contemporary financial challenges and representing a significant competitive advantage in growth scenarios where efficient staff allocation is key to sustainable profitability.

Keywords: Optimization, Personnel assignment, Data science.

Resumen

En el competitivo entorno empresarial, las finanzas corporativas se enfocan en maximizar las ganancias utilizando los mínimos recursos posibles, un desafío que ha impulsado el desarrollo de metodologías innovadoras para optimizar la toma de decisiones. En este contexto, la integración de ciencia de datos y optimización matemática emerge como una estrategia clave para mejorar la eficiencia operativa y la asignación de recursos. Este estudio aborda la problemática de una empresa de servicios tecnológicos que enfrenta un impacto significativo en sus costos de personal, planteando como objetivo principal desarrollar un modelo matemático de optimización para la asignación de tareas que minimice costos anuales mientras mantiene cargas de trabajo equilibradas. Para ello, se implementó un enfoque basado en ciencia de datos, donde se extrajo información de diversas áreas de la empresa, integrando y preprocesando los datos con el fin de generar instancias representativas del problema. Sobre esta base, se desarrolló un modelo de programación entero-mixta que incorpora variables críticas como habilidades individuales, costos laborales y tiempos de procesamiento específicos para cada tarea, estableciendo restricciones esenciales: completar todas las tareas requeridas para los proyectos comprometidos, respetar jornadas laborales máximas y limitar la cantidad de proyectos en los que trabaja cada empleado, estructurando la planificación en períodos mensuales a lo largo del año.
Los resultados demuestran que sería posible lograr una reducción anual de costos del 7.29% mediante la asignación optimizada de 41,892 tareas. Además de este ahorro, la combinación de ciencia de datos y optimización matemática genera beneficios multidimensionales, incluyendo una mejora en la eficiencia operativa, una asignación justa de tareas según capacidades individuales respetando horarios laborales y la garantía de calidad en el servicio a precios competitivos para los clientes. La investigación concluye que esta integración transforma la gestión de recursos humanos en empresas tecnológicas, ofreciendo soluciones tangibles a los desafíos financieros contemporáneos y representando una ventaja competitiva significativa en escenarios de crecimiento donde la asignación eficiente de personal es clave para la rentabilidad sostenible.

Palabras clave: Optimización, Asignación de personal, Ciencia de datos.

1. Introducción

La asignación de personal es un desafío con importantes implicaciones económicas para las empresas, dado que los salarios representan uno de los mayores costos operativos (Van Den Bergh et al., 2013). Además, la asignación eficiente de empleados a las diversas tareas organizacionales representa una labor compleja para los administradores de recursos humanos, debido a la diversidad en las habilidades y conocimientos especializados del personal, que determinan su capacidad para desempeñar diferentes tareas (Cheng & Chu, 2012).

La eficiencia en la distribución del personal no solo resulta clave para optimizar la productividad, sino también para minimizar los costos relacionados con los salarios. Sin embargo, la dificultad de abordar este problema crece significativamente a medida que aumenta el tamaño de la empresa (De Bruecker et al., 2015).

Este trabajo se enfoca en una empresa dedicada a la provisión de servicios tecnológicos, en la cual se desarrollan proyectos personalizados ajustados a los requerimientos específicos de cada cliente. La organización gestiona una amplia variedad de tareas, como levantamiento de requerimientos, diseño, desarrollo, pruebas, entre otras, cuya cantidad y complejidad pueden variar sustancialmente en función de las características y dimensiones de los proyectos en curso. Estas actividades son realizadas por empleados que, en muchos casos, poseen competencias multidisciplinarias, lo que aporta flexibilidad al proceso de asignación, pero también introduce un mayor grado de complejidad en la planificación y gestión del recurso humano. La planeación se lleva a cabo de manera anual, con ajustes cuando resultan necesarios; sin embargo, en el caso de empresas transnacionales este desafío se vuelve especialmente relevante, pues el mismo procedimiento debe replicarse en cada una de sus sucursales.

A continuación, se presenta el trabajo relacionado con el problema, destacando distintos casos de aplicación y tendencias emergentes. La sección 2 expone los materiales y el equipo utilizados, incluyendo la descripción de los datos y de las técnicas aplicadas. En la sección 3 se detallan los métodos experimentales, abarcando la integración de datos, el modelo matemático y la fase de experimentación. La sección 4 está dedicada a la discusión de resultados y, finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones.

1.1 Trabajo relacionado

La asignación de tareas, también conocida como programación de personal, ha sido objeto de investigación en diversos sectores, utilizando algoritmos computacionales avanzados para optimizar la eficiencia y reducir costos. Desde su inicio en la década de 1950, este campo ha experimentado una evolución significativa, con modelos matemáticos desempeñando un papel fundamental en la estructuración de problemas de asignación. Los investigadores han trabajado intensamente para identificar casos resolubles en tiempo polinómico y problemas NP-difíciles (Brucker et al., 2011), proporcionando ideas cruciales sobre la complejidad de la optimización y guiando el desarrollo de enfoques tanto exactos como aproximados mediante heurísticas.

Las implementaciones prácticas de métodos de programación han demostrado su eficacia en diversos sectores industriales. La integración de técnicas de programación lineal para la asignación de turnos y distribución de la fuerza laboral ha proporcionado mejoras significativas en la

optimización del rendimiento organizacional (Al-Rawi & Mukherjee, 2019).

En el ámbito de la medicina, investigadores han desarrollado modelos de optimización para la distribución de personal en salas de urgencias utilizando algoritmos evolutivos. Un estudio basado en 36 meses de datos históricos concluyó que 69 recursos son óptimos para atender la máxima cantidad de pacientes, analizando 3 tipos de empleados y 9 tareas (Apornak et al., 2021). La programación de personal sanitario ha recibido creciente atención, especialmente durante la pandemia de COVID-19, empleando técnicas de optimización para equilibrar los niveles de personal, obligaciones contractuales y distribución de la carga de trabajo (Thomas, 2024). Modelos de programación lineal entera mixta se han aplicado con éxito para minimizar costos y garantizar una cobertura de turnos adecuada en entornos hospitalarios (Nobil et al., 2022).

El sector agrícola ha desarrollado enfoques para asignar tareas a empleados con habilidades diversas, considerando la variabilidad estacional y la naturaleza temporal de la contratación. Se han propuesto algoritmos heurísticos para encontrar las mejores asignaciones de tareas (H. Wang et al., 2020).

Otros estudios han explorado la optimización de proyectos mediante herramientas como Ipopt COIN-OR, demostrando que curvas de aprendizaje más rápidas mejoran la especialización y el cumplimiento de objetivos (Heimerl & Kolisch, 2010). Enfoques adicionales, como el de Kandemir y Handley, han desarrollado modelos matemáticos basados en algoritmos genéticos para minimizar el tiempo de procesamiento de tareas (Kandemir & Handley, 2019).

Sectores como arquitectura e ingeniería han aplicado algoritmos específicos para optimizar la asignación de tareas, utilizando métodos como algoritmos voraces y heurísticas de búsqueda tabú para minimizar costos y maximizar la utilidad en la asignación de recursos (Radwan et al., 2024; H. Wang & Alidaee, 2018).

En el área de recursos humanos, se han implementado sistemas automatizados basados en algoritmos de aprendizaje aleatorio para optimizar la gestión de personal. Estos sistemas se centran en la automatización de tareas repetitivas, como la incorporación de nuevos empleados, la aprobación de vacaciones y la generación de reportes de desempeño, lo que reduce significativamente el tiempo dedicado a actividades de bajo valor (Parchande et al., 2019).

Tendencias actuales y aplicaciones emergentes

Los trabajos más recientes revelan una tendencia hacia enfoques integrados que consideran tanto la eficiencia operativa como el bienestar del personal.

En el sector aeroportuario, Cappanera et al., (2024), abordan la gestión del personal de tierra mediante un enfoque integrado que combina la elaboración de turnos y la asignación de actividades, tradicionalmente tratados por separado. Su modelo de programación entera mixta incorpora desigualdades válidas para obtener soluciones casi óptimas en tiempos computacionalmente viables, incluso en escenarios reales de gran escala.

El sector del transporte también ha sido objeto de múltiples estudios nuevos. Gençer et al., 2024, se enfocan en la programación de turnos del personal de mantenimiento del Metro de Ankara, integrando predicción de fallas y cualificaciones específicas del personal. Su modelo de programación por

metas logra una distribución más equitativa de horas y turnos en comparación con esquemas tradicionales. Por su parte, Perreault-Lafleur et al., (2025), proponen un enfoque de programación estocástica entera de dos etapas para el personal de reserva en transporte, considerando tanto la eficiencia operativa como las preferencias de los empleados.

En el ámbito de la logística se sigue investigando, Sun et al., (2024), desarrollan un modelo que combina teoría de colas y programación entera para almacenes logísticos, utilizando un algoritmo de Evolución Diferencial Adaptativa Cuántica (AQDE, por sus siglas en inglés) para manejar la complejidad del problema. Este enfoque permite ajustar dinámicamente la asignación de personal según la demanda.

La industria de I+D también ha recibido atención en el último año, con Chen et al., (2024), proponiendo un modelo de optimización para proyectos de inteligencia artificial que prioriza el desarrollo de competencias y la diversidad del equipo. Su modelo no lineal de programación entera mixta integra efectos de aprendizaje automático y utiliza el algoritmo NSGA-II (un método de optimización basado en IA) para la optimización multiobjetivo.

Respecto a los trabajos más relevantes en este contexto y publicado en 2025, Z. Wang et al., (2025), abordan la incertidumbre en la demanda laboral mediante modelos robustos basados en optimización distribucionalmente robusta, desarrollando algoritmos exactos que equilibran eficiencia operativa y robustez. En el transporte urbano, Özder, (2025), propone un modelo integral que incorpora evaluaciones ergonómicas y métricas de sostenibilidad, logrando reducciones significativas en tareas de alto riesgo ergonómico y mejoras en la satisfacción laboral.

El sector de la construcción también se beneficia de estos avances, como muestra el trabajo de Aziez et al., (2025), sobre la entrega de concreto premezclado, donde desarrollan un algoritmo metaheurístico de dos etapas que maneja planificación multiperiodo, enrutamiento y operaciones de carga/descarga.

Desde una perspectiva metodológica, Böðvarsdóttir & Stidsen, (2025), proporcionan una revisión comprehensiva de métodos de optimización multiobjetivo para problemas de planificación de personal, identificando que predominan la programación por metas ponderadas y los algoritmos evolutivos, aunque recomiendan desarrollar enfoques más interactivos para mejorar la aplicabilidad práctica.

En otras aplicaciones, en el sector sanitario, Bayram et al., (2025), aplican programación por restricciones para la asignación de turnos en fábricas del sector sanitario, mientras que, en atención domiciliaria, Algendi et al., (2025), desarrollan un modelo de programación lineal entera mixta que considera múltiples turnos y situaciones de emergencia, abordando restricciones complejas como ventanas de tiempo, habilidades especializadas y continuidad del cuidado del personal.

Como se ha evidenciado, los avances significativos en la optimización de personal con diversos objetivos demuestran la viabilidad de abordar la gestión de gastos de recursos humanos desde múltiples enfoques de modelado y solución. No obstante, se detecta un vacío en la aplicación específica para empresas de servicios que busquen optimizar costos de personal en entornos caracterizados por alta flexibilidad tanto en la ejecución como en los costos asociados a diferentes perfiles de empleados. Este vacío es especialmente relevante cuando se requiere

simultáneamente: satisfacer restricciones de horas máximas de trabajo, promover la especialización del personal limitando su dispersión entre múltiples proyectos, y garantizar el cumplimiento íntegro de todas las tareas asignadas. Los últimos trabajos muestran que la incorporación de aspectos de bienestar mental, diversidad e inclusión, así como el desarrollo de *frameworks* que equilibren múltiples objetivos organizacionales y sociales, representan áreas emergentes de gran relevancia en esta actualidad.

1.2 Definición del problema

En este artículo, se presenta el uso de técnicas de optimización para apoyar en la asignación estratégica de personal, logrando un equilibrio entre costos operativos y productividad. El estudio fue realizado en una empresa del sector servicios, a partir de datos recopilados durante un año, correspondientes al personal y sus actividades. La complejidad del problema radica en la diversidad de tareas y la flexibilidad del personal, ya que cada empleado puede realizar múltiples tareas, cada una con tiempos y costos variables. Esta heterogeneidad aumenta los desafíos en la optimización de recursos.

Para ilustrar la propuesta de solución a la problemática, consideremos el siguiente ejemplo. Un proyecto que requiere las tareas: diseño (10 horas), desarrollo (15 horas) y pruebas (4 horas). La empresa dispone de tres tipos de empleados, cada uno con disponibilidad de 10 horas: practicante, ingeniero junior e ingeniero senior. Los costos por hora son 8, 10 y 12 unidades, respectivamente. Se establece como restricción que el practicante no puede participar en la tarea de diseño.

En la Tabla 1, Se muestran dos asignaciones, donde se cumplen los requerimientos y las disponibilidades, pero con mayor costo por desajuste entre especialidad y tareas.

Tabla 1. Ejemplo ilustrativo de soluciones factibles con costos distintos.

	Solución 1				**Solución 2**			
Tarea (horas)	**Horas por tipo de empleado**			**Total horas**	**Horas por tipo de empleado**			**Total horas**
	Practicante	**Ing. junior**	**Ing. senior**		**Practicante**	**Ing. junior**	**Ing. senior**	
Diseño (10)	-	10	-	10	-	-	10	10
Desarrollo (15)	10	-	5	15	5	10	-	15
Pruebas (4)	-	-	4	4	4	-	-	4
	Costo total: 10x8+ 10x10 + 9x12 = 288 unidades				Costo total: 9x8+ 10x10 + 10x12 = 292 unidades			

Para abordar esta complejidad, se propone un modelo matemático respaldado por herramientas computacionales, diseñado para analizar y mejorar la asignación de empleados a tareas específicas, buscando maximizar la eficiencia operativa y mejorar la toma de decisiones estratégicas.

2. Materiales y equipo

2.1 Datos

En este trabajo se utilizaron datos provenientes de una empresa dedicada a desarrollar proyectos tecnológicos. Sin embargo, para garantizar la confidencialidad y el anonimato, se aplicaron procesos de anonimización; esto incluyó la eliminación de cualquier información que pudiera identificar a personas y la transformación de los datos mediante la multiplicación por un factor. Como resultado, no se trabajó directamente con los datos originales, sino con una versión modificada. Los datos fueron proporcionados en archivos de Excel con extensión XLSX.

Esta información abarca: los proyectos solicitados por los clientes que serán gestionados por la empresa en ese período, una lista detallada de las tareas requeridas

para cada proyecto y la frecuencia con la que cada tarea debe realizarse. Además, los datos incluyen los tipos de empleados disponibles, sus horas de trabajo mensuales, los costos asociados, la capacidad de cada tipo de empleado para realizar las tareas, así como la duración estimada de cada tarea.

Integrando toda la información que fue proporcionada, se logra determinar los parámetros para el modelo de asignación que se desarrollará.

2.2 Equipo de cómputo y bibliotecas

Para el trabajo experimental de esta investigación, se utilizó una computadora portátil Dell 7420, con procesador Intel Core I7-1185G7, 3.00GHz, 16 GB de RAM con sistema operativo Windows de 64 bits. Se trabajó con el lenguaje de programación Python versión 3.9.12 y se usaron las bibliotecas computacionales: Pandas 1.4.4, Gurobi 1.1.2, Numpy 1.21.5, Matplotlib 3.5.1 y Seaborn 0.13.2.

2.3 Técnicas de optimización

En la actualidad, la toma de decisiones está presente en todas partes, a medida que el mundo se vuelve cada vez más complejo y competitivo, la toma de decisiones debe abordarse de manera racional y óptima. El proceso clásico en la toma de decisiones consta de los siguientes pasos: formular, modelar, resolver e implementar (Talbi, 2009). En la práctica, este proceso puede repetirse para mejorar el modelo de optimización o el algoritmo hasta que se encuentre una solución aceptable.

Una vez definido el modelo matemático se utilizan técnicas de optimización para determinar la solución óptima. Un problema de optimización puede definirse por el par (S, f), donde S representa el conjunto de soluciones factibles, y $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ la función objetivo a optimizar. La función objetivo asigna a cada solución $s \in S$ del espacio de búsqueda un número real que indica su valor. La función objetivo f permite definir una relación de orden total entre cualquier par de soluciones en el espacio de búsqueda, si se busca minimizar la función objetivo, una solución óptima es la siguiente (Talbi, 2009):

Solución óptima: Una solución $s^* \in S$ se dice óptima global si tiene un mejor valor de la función objetivo que el resto de las soluciones en S, es decir, $\forall s \in S, f(s^*) \leq f(s)$.

Por lo tanto, el objetivo principal al resolver un problema de optimización es encontrar una solución óptima global s^*. En la práctica se utilizan diferentes familias de modelos de optimización para formular y resolver problemas de toma de decisiones. Los modelos comúnmente utilizados en programación matemática se encuentran dentro de la programación lineal, donde tanto la función objetivo como las restricciones son lineales. Para problemas de optimización lineal continua, existen algoritmos exactos eficientes, como el método símplex (Hillier & Lieberman, 2024). Sin embargo, hay muchas aplicaciones en la vida real que deben modelarse con variables discretas. En un modelo de programación entera, las variables de decisión son discretas. Cuando las variables de decisión son tanto discretas como continuas, estamos tratando con problemas de programación entera mixta, cuya resolución ha mejorado drásticamente en los últimos tiempos con el uso de técnicas avanzadas de optimización (Martí et al., 2024).

3. Métodos experimentales

Durante el desarrollo de este trabajo de investigación, se siguieron los pasos de obtención e integración de datos, preprocesamiento de datos, análisis exploratorio, desarrollo de modelo matemático, resolución de este modelo y análisis de resultados y conclusiones. A

continuación, se describen los métodos utilizados en cada uno de estos pasos, omitiendo el análisis de resultados y las conclusiones, que se describen a detalle en secciones posteriores.

3.1 Integración de datos

Se utilizó información proporcionada por distintos departamentos de la empresa, correspondiente a un año completo de operación. El proceso inició con la integración y validación de los datos, evaluando su consistencia, completitud y relevancia con respecto a los objetivos del modelo. Para preservar la confidencialidad de la información, solo se describen los elementos esenciales que sirvieron como insumo para la formulación de los parámetros del modelo de optimización.

Datos de empleados

Se recibieron archivos mensuales con información de personal. Cada archivo contiene 29 columnas y el número de registros varió entre 846 y 1,063 a lo largo de los 12 meses. Para el modelo se conservaron tres columnas, identificador del empleado, tipo de empleado con once categorías y mes del reporte. El resto de las columnas se omite por confidencialidad y porque no impactan este trabajo. Algunos ejemplos de las categorías de empleados son: practicante, ingeniero junior, ingeniero senior, gerente, etc. Sin embargo, en este trabajo las categorías de los empleados se identifican con números.

Tareas

Un área técnica de la empresa analiza los proyectos y, con base en su experiencia y necesidades anticipadas, determina las tareas a ejecutar. Para el año de análisis se definieron 45 diferentes tipos de tareas. Ejemplos de tareas incluyen: diseño, implementación, toma de datos, modelado de piezas, pruebas de validación, coordinación de equipos, reuniones con clientes, etc.

Duración por tipo de empleado en cada tarea

Se compartió una matriz de tiempos estimados que asigna a cada tarea una duración por tipo de empleado. Estas estimaciones provienen de la experiencia operativa del área administrativa y se usaron como parámetros α_{ij} del modelo.

Jornada laboral

Para empleados de tipo 1 la jornada mensual es de 100 horas en meses de cuatro semanas y 150 horas en meses de cinco semanas, para los tipos restantes la jornada es de 150 horas en meses de cuatro semanas y 200 horas en meses de cinco semanas. Estos valores se emplearon como capacidades mensuales Q_i.

Costos de salarios

Se proporcionaron tarifas por hora por tipo de empleado y el gasto anual total de nómina del periodo analizado, 616,380.20 unidades monetarias. Las tarifas por hora se utilizaron como costos C_i en la función objetivo, el gasto anual sirvió como referencia para contrastar los resultados del modelo.

3.2 Preprocesamiento de datos

Dado que la información proporcionada fue capturada manualmente, fue necesario llevar a cabo un proceso de limpieza para corregir valores no válidos o erróneos. Esto incluyó la corrección de errores tipográficos, como reemplazar el número "0" por la letra "O" cuando correspondía y la eliminación de espacios en blanco o caracteres adicionales al inicio o final de los campos.

Posteriormente, se homogenizaron las columnas para asegurar una estructura consistente, clasificando los datos en tipos específicos: valores enteros (horas o meses), flotantes (costos), objetos (categorías o identificadores) y texto.

En el caso de los datos relacionados con los empleados, se identificaron 225 observaciones faltantes de un total de 30,347 registros. Dado que estas observaciones son críticas para la ejecución del modelo, se llevó a cabo un proceso de imputación utilizando la mediana de los tipos de empleado.

3.3 Análisis exploratorio

En la Figura 1 se presenta la cantidad de proyectos realizados durante los 12 meses del año mediante una gráfica de barras, mientras que una línea roja indica las horas laboradas por todos los empleados por mes. Se observa que el año comienza con aproximadamente 550 proyectos y concluye con cerca de 750. En cuanto a las horas trabajadas, se registraron cerca de 140,000 al inicio del año y se alcanzaron aproximadamente 149,384 al final. Asimismo, al analizar los 12 meses evaluados, se identificó que los empleados de tipo 6, 7 y 1 presentaron el mayor incremento durante el año.

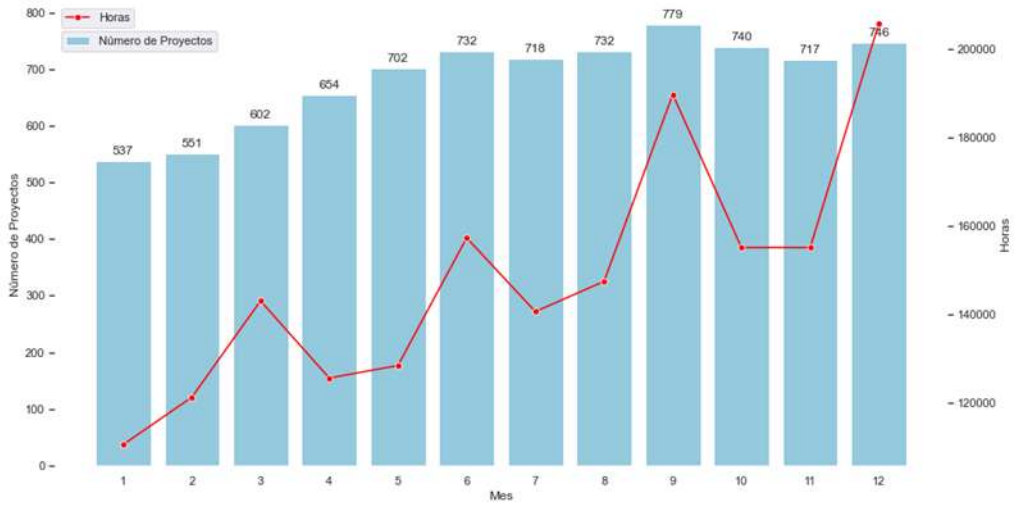


Figura 1. Número de proyectos y horas en los que se trabaja en la compañía cada mes.

3.4 Modelo matemático

Se realizó un análisis detallado del problema y se identificaron las variables y restricciones del problema de asignación. El problema de optimización consiste en minimizar los costos de los salarios, considerando que cada tipo de empleado puede realizar un conjunto específico de tareas, y que, a mayor nivel del empleado, mayor es el costo por hora. En las restricciones se tiene que los empleados no deben rebasar el máximo de horas de trabajo permitido de acuerdo con el tipo de empleado, asimismo, con el objetivo de que los empleados no se involucren en demasiados proyectos, se tiene que no deberán de trabajar en más de B_i proyectos simultáneamente. En la Tabla 2 se indica la descripción de cada parámetro usado en el modelo.

Tabla 2. Parámetros del problema de asignación.

Parámetro	Descripción
N	Total de proyectos a realizar en el periodo
$L = \{1, \dots, N\}$	Conjunto de proyectos del período, $l \in L$
P	Total de tareas a realizar en el período para todos los proyectos
$J = \{1, \dots, P\}$	Conjunto de tareas específicas que se requieren para cada uno de los proyectos, $j \in J$
Z	Matriz con elementos z_{jl} representando la cantidad de tareas j requeridas por proyecto l

M	Número total de empleados para realizar las tareas
$I = \{1, \dots, M\}$	Conjunto de empleados disponibles, $i \in I$
Q_i	Tiempo total en horas disponible de cada trabajador $i \in I$
α_{ij}	Tiempo en horas requerido para hacer la tarea j por empleado i, $i \in I, j \in J$
C_i	Costo de asignar tarea a empleado i por hora, , $i \in I$
B_i	Máximo de proyectos en los que puede trabajar el empleado i, $i \in I$
T_{ij}	Máximo de tareas j a asignar a empleado i, $i \in I, j \in J$

En la Tabla 3 se describen las variables del modelo. Las variables X_{ijl} son enteras y las variables Y_{il} son binarias. Para asegurar que el modelo asigne un valor correcto a las variables Y_{il} debe de haber un vínculo entre las variables Y_{il} y las X_{ijl}, por lo que se agrega una restricción donde se asegure de que las variables Y_{il} tomen el valor de 1 si para alguna de las combinaciones de X_{ijl} el valor de la asignación es positivo.

Tabla 3. Variables de decisión del problema de asignación.

Variable	Descripción
X_{ijl}	Número de tareas j asignadas al empleado i del proyecto l
Y_{il}	Toma el valor de 1 si el empleado i trabaja en al menos una tarea del proyecto l, 0 de lo contrario

El objetivo es minimizar el costo total asociado a la asignación de tareas por proyecto a empleados, esto es, minimizar el costo de asignar las tareas j de cada proyecto l a los empleados i. El valor de la asignación de X_{ijl}, se multiplica por el factor α_{ij} que indica el tiempo necesario para completar la tarea j por empleado i y por la tarifa por hora correspondiente al empleado i; lo que permite definir la función objetivo como:

$$min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{l \in L} C_i \alpha_{ij} X_{ijl} \quad \textbf{(Ec. 1)}$$

A continuación, se describen las restricciones del modelo:

1. La primera restricción asegura que la suma de los tiempos de procesamiento de cada tarea j asignada a empleado i sea menor o igual al máximo de horas que puede trabajar un empleado, se modela de la siguiente manera.

$$\sum_{j \in J} \sum_{l \in L} \alpha_{ij} X_{ijl} \leq Qi, \forall i \in I \quad \textbf{(Ec. 2)}$$

2. La segunda restricción busca que todas las tareas j del proyecto l se realicen por al menos un trabajador.

$$\sum_{i \in I} X_{ijl} = Z_{jl}, \forall j \in J, \forall l \in L \quad \textbf{(Ec. 3)}$$

3. La tercera restricción busca asegurar que las variables Y_{il} tome el valor de 1 si alguna combinación de empleado-proyecto está en uso.

$$\sum_{j \in J} X_{ijl} \leq T_{ij} Y_{il}, \forall i \in I, \forall l \in L \quad \textbf{(Ec. 4)}$$

4. La cuarta restricción busca que los empleados trabajen en un máximo de B_i proyectos distintos.

$$\sum_{l \in L} Y_{il} \leq B_i, \forall i \in I \quad \textbf{(Ec. 5)}$$

5. Por último, la naturaleza de las variables X_{ijl} como enteras y las Y_{il} binarias.

$$X_{ijl} \in \mathbb{Z}^{+} \quad Y_{il} \in \{0,1\} \quad \textbf{(Ec. 6)}$$

3.5 Desarrollo experimental

Con el objetivo de garantizar una representatividad adecuada de proyectos, empleados y tareas, se tomó a los empleados como la población base del estudio. A partir de esta población, se definieron las instancias del problema de optimización, asegurando la inclusión de todas las variables relevantes para el análisis.

Se seleccionó un rango de entre 50 y 60 empleados por instancia, lo cual permite un análisis detallado de la asignación resultante, considerando tanto los costos como el cumplimiento de las restricciones establecidas.

El análisis de los datos proporcionados reveló que la compañía cuenta con entre 730 y 967 empleados por mes, distribuidos en un total de 11 áreas o departamentos. Para definir una instancia manejable y coherente con el objetivo del estudio, se aplicó un criterio adicional de selección basado en el área. En particular, se seleccionó el área 3 porque durante los primeros meses mantiene un promedio mensual de entre 50 y 60 empleados, valor que se encuentra dentro del rango establecido para las instancias del modelo. No obstante, debido a las variaciones en contrataciones y movimientos de personal entre proyectos, en los últimos meses del año esta cifra fluctua, alcanzando hasta 67 empleados en el último mes. Para más detalles, véase la sección 4.

En esta área se tiene un promedio de 82 proyectos mensuales y aproximadamente 3,491 tareas por mes. En total, durante el año analizado, se registraron 282 proyectos y 41,892 tareas en esta área, los proyectos pueden tener una duración de varios meses.

A partir de esta selección, se tomaron 12 instancias correspondientes a cada mes del área 3 para realizar el proceso de optimización. Estas instancias corresponden a los siguientes volúmenes de proyectos: 72, 77, 79, 67, 86, 91, 85, 86, 87, 85, 83, 87. Se estableció un límite máximo de 10 proyectos mensuales por empleado y un total de hasta 45 tipos de tareas por mes. En todos los casos, se verificó que las soluciones obtenidas fueran factibles, es decir, que cumplieran con todas las restricciones del modelo, incluyendo límites de horas, asignación de tareas y cobertura de proyectos. Esto asegura que las asignaciones propuestas pueden ser aplicables en un entorno real.

El modelo matemático y las restricciones descritas en las ecuaciones (1)–(6) se implementaron utilizando la biblioteca Gurobi en Python. La resolución se llevó a cabo mediante el optimizador Gurobi, el cual aplica de manera automática técnicas de planos de corte como parte de su estrategia interna. Estos planos consisten en relajar temporalmente el modelo entero hacia una versión continua para acelerar la búsqueda de soluciones y, a partir de las soluciones fraccionales obtenidas, introducir restricciones adicionales que eliminan dichas soluciones sin descartar las enteras factibles.

En este contexto, los cortes no fueron formulados manualmente, sino generados por el propio solucionador a partir de la estructura del modelo planteado. Entre los más relevantes se encuentran los cortes de Gomory, que se derivan de la tabla simplex y añaden restricciones que excluyen valores fraccionales; los cortes de redondeo de enteros mixtos (MIR, por sus siglas en inglés), que se construyen a partir de restricciones lineales y redondean coeficientes para eliminar soluciones no

enteras; y los cortes StrongCG, que corresponden a cortes de Chvátal–Gomory fortalecidos y permiten ajustar de manera más estricta el poliedro factible.

En el caso particular de este estudio, el solucionador generó de forma automática un total de 30 cortes: Gomory (1), MIR (14) y StrongCG (15).

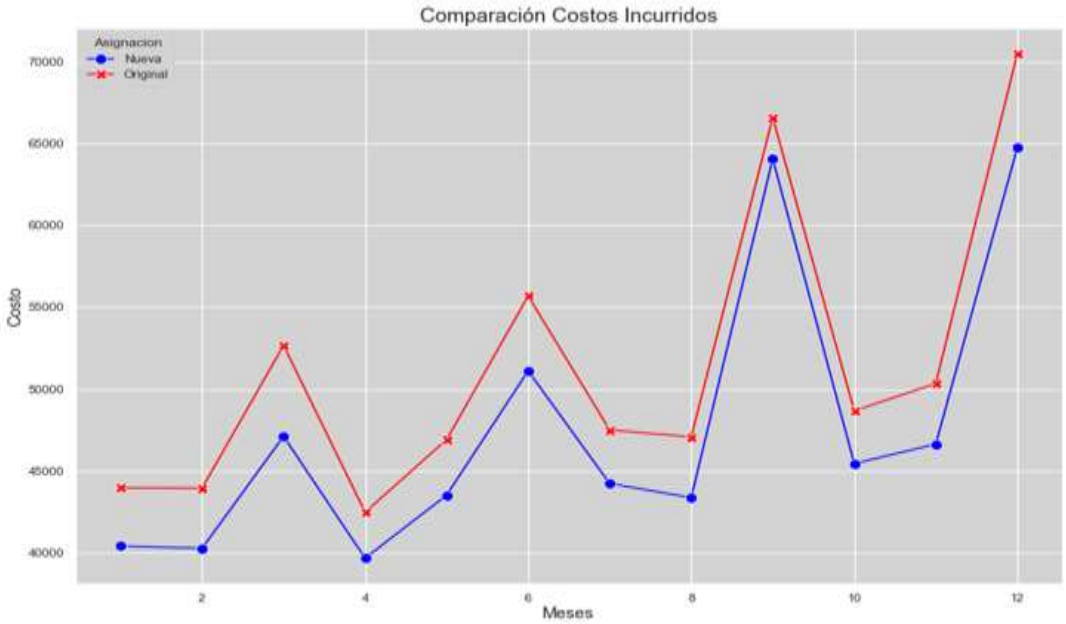


Figura 2. Comparación de costos obtenidos con la asignación manual contra los obtenidos por el modelo en las 12 instancias.

Cabe mencionar que Gurobi es una herramienta comercial, por lo que su uso futuro por parte de la compañía requerirá la adquisición de una licencia correspondiente.

4. Discusión de resultados

Para evaluar el desempeño del modelo propuesto, se resolvieron 12 instancias correspondientes a cada mes del área 3. En todos los casos, Gurobi logró encontrar soluciones factibles y óptimas, cumpliendo con todas las restricciones establecidas, incluyendo límites de horas por tipo de empleado, asignación de tareas y proyectos, y carga máxima por empleado.

El tiempo de ejecución por instancia osciló entre 0.410637s y 4.380796s. Estos tiempos son adecuados para una aplicación mensual práctica.

Se obtuvo un costo total anual de 570,696.25 unidades monetarias, correspondiente a 104,621 horas de trabajo asignadas. Esto representa una reducción del 7.29% respecto al costo reportado por la compañía para el mismo periodo bajo asignación manual.

La Figura 2 presenta el costo de asignación obtenido por cada instancia mensual con el modelo propuesto, comparado con el costo real reportado. En todos los casos, el modelo produce soluciones con menor costo. De forma similar, en la Figura 3 se observa que las horas totales asignadas por el modelo son inferiores a las de la asignación manual, lo que refleja una mejora en eficiencia operativa.

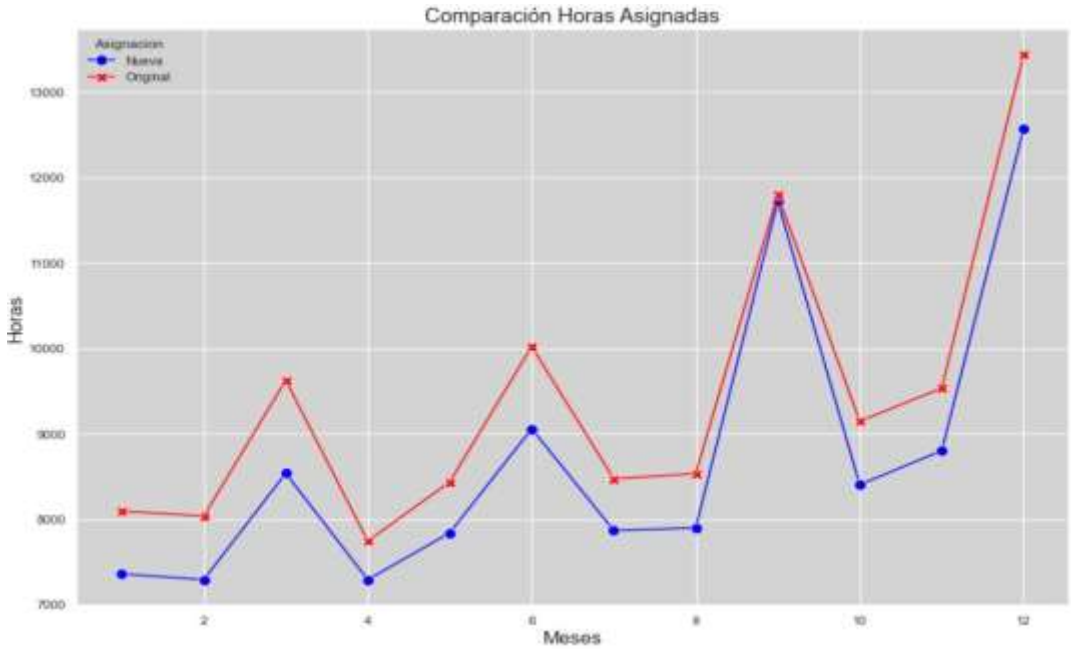


Figura 3. Comparación de horas asignadas manualmente contra las horas asignadas por el modelo en las 12 instancias.

Respecto al cumplimiento de restricciones, para los empleados tipo 1, cuya carga máxima difiere de los demás, se verificó que en los 12 meses se cumplió con su jornada completa, con excepción de dos casos (mes 3 y mes 12), donde un empleado recibió una hora menos. Para los empleados tipo 2 al 11, se respetaron los límites máximos de jornada en todos los meses. No obstante, se detectaron casos de subutilización, donde algunos empleados fueron asignados solo 30 horas mientras otros alcanzaban el máximo de 150 horas. También se identificó que algunos empleados solo fueron programados en uno o dos meses del año. Estos resultados abren la posibilidad de una fase futura centrada en redistribuir la carga de trabajo de forma más equilibrada a lo largo del año, con el objetivo de aumentar la eficiencia y reducir aún más los costos.

En cuanto a la asignación de proyectos, se cumplió satisfactoriamente la restricción de no más de B_i por empleado al mes. La Figura 4 muestra un mapa de calor con la asignación mensual de proyectos por empleado. El eje horizontal representa los meses (1 al 12) y el eje vertical los ID de los empleados, ordenados según su carga total de proyectos en el año. Los campos grises indican que el empleado no estuvo activo en el área 3 en ese mes. Los colores indican el número de proyectos asignados, en una escala de azul (poca carga) a rojo (alta carga).

Se observa que, en general, los empleados participan en 1 a 4 proyectos mensuales, aunque hay meses con una carga mayor. Por ejemplo, en el mes 1 se registró una carga más alta por empleado (con 72 proyectos), incluso más que en el mes 9 (con 87 proyectos), lo cual sugiere que influyen factores como el número de empleados activos o el tipo de tareas asignadas. Este comportamiento podría explorarse en trabajos futuros.

Finalmente, se identificó que los cinco empleados con mayor carga de proyectos pertenecen al tipo 8 (gerentes de área), lo cual es coherente con sus responsabilidades, ya que deben realizar tareas comunes para todos los proyectos asignados, como la comunicación con clientes.

5. Conclusiones

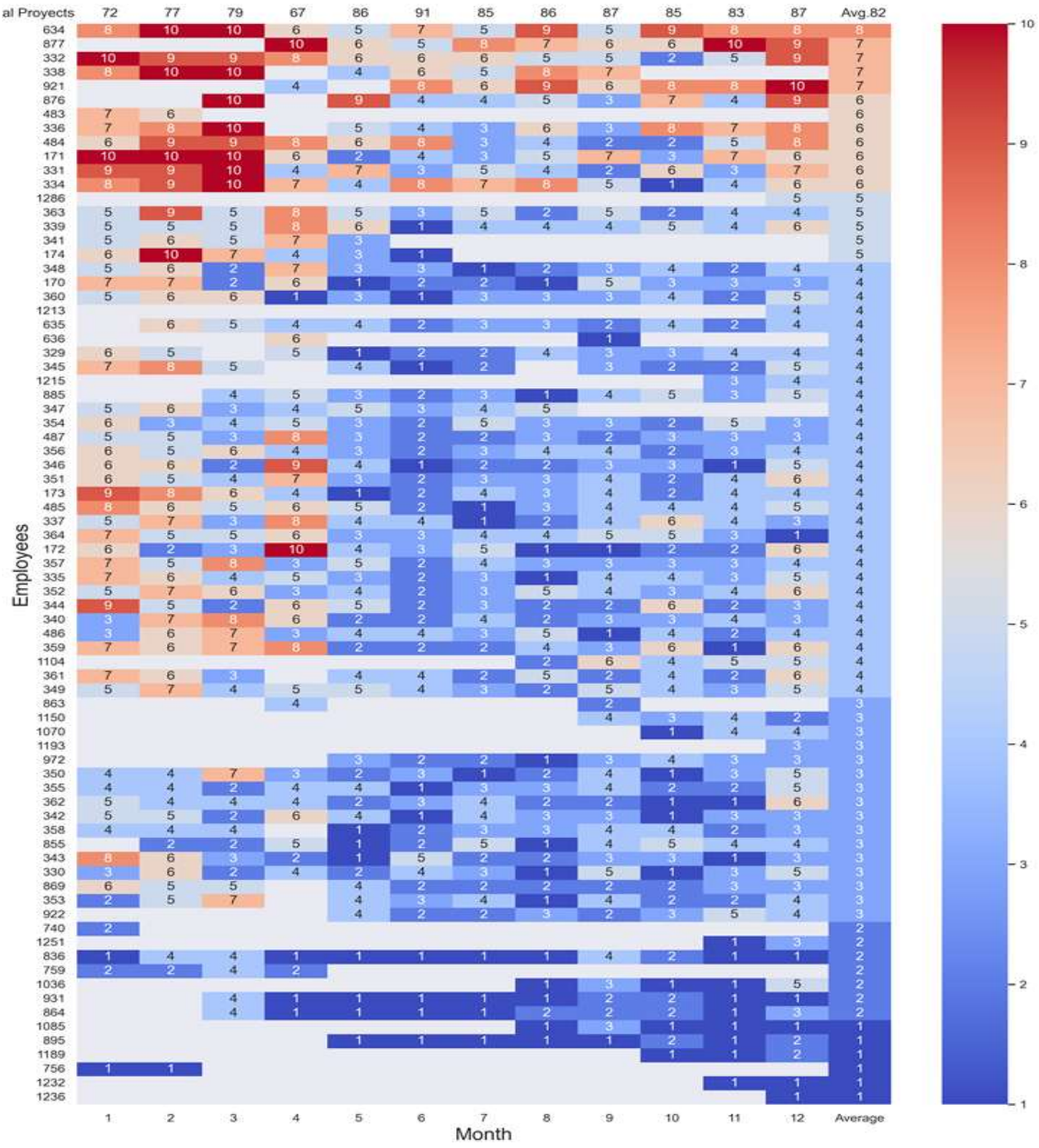


Figura 4. Cantidad de proyectos asignados a empleados por el modelo en las 12 instancias.

En este trabajo se desarrolló un modelo matemático para optimizar los costos de asignación de tareas al personal en una empresa proveedora de servicios para proyectos de desarrollo. El modelo integra variables críticas como la diversidad de perfiles de empleados, sus competencias específicas, y los tiempos y costos diferenciados asociados a cada tarea.

La propuesta respeta restricciones fundamentales para la operación empresarial:

- Cumplimiento de límites máximos de horas laborales por empleado.

- Garantía de ejecución de todas las tareas requeridas por los proyectos activos.
- Limitación del número de proyectos asignados a cada empleado para fomentar la especialización.
- Asignación de tareas completas a empleados individuales, evitando la fragmentación de responsabilidades.

Los resultados de implementación demuestran la efectividad del modelo, logrando una reducción de costos anuales del 7.29% en comparación con la asignación manual previamente utilizada, lo que valida su aplicabilidad práctica en entornos empresariales reales. Sin embargo, es importante considerar que bien los resultados obtenidos muestran un ahorro anual del 7.29%, es de importancia precisar que este valor proviene de la optimización de las instancias que derivan sólo del área 3 de la empresa. La elección de esta área se debió a que su tamaño y número de empleados representan un caso promedio y tratable en el análisis inicial. No obstante, las demás áreas de la empresa pueden diferir, por lo que la cifra presentada no debe interpretarse como representativa de toda la compañía.

Para potenciar la aplicabilidad del modelo en escenarios dinámicos, se identificaron posibles extensiones orientadas a mejorar su flexibilidad y capacidad de adaptación. La primera corresponde a incluir todas las áreas de la empresa, ya que una limitante de este trabajo es que solo se trabajó con el área 3. Cabe mencionar que otra limitante es el uso de datos anonimizados, lo que impide capturar variaciones individuales que, en un escenario con acceso completo a la información, podrán enriquecer el análisis. Otra propuesta a futuro es la incorporación de proyectos no planificados durante el año, permitiendo ajustar la asignación de recursos en tiempo real sin perder eficiencia. También se sugiere incluir un componente analítico que anticipe necesidades de contratación con base en la carga proyectada, facilitando decisiones proactivas sobre el perfil y cantidad de personal requerido en donde se considere incertidumbre de la demanda. También, se plantea la integración de jerarquías organizacionales dentro del modelo, considerando equipos supervisados por gerentes con capacidad limitada, lo que permitiría activar la contratación de nuevos líderes cuando se excedan dichos umbrales. Además, se considera extender este trabajo de manera que se realicen asignaciones multiobjetivo tomando en cuenta, además del costo, la equidad, satisfacción e introducción de proyectos no planificados.

Estas mejoras transformarían la herramienta en una solución más robusta y escalable, adecuada para empresas tecnológicas que operan en contextos altamente dinámicos.

6. Referencias

Algendi, A., Urrutia, S., Hvattum, L. M., & Helgheim, B. I. (2025). Home healthcare staffing, routing, and scheduling problem with multiple shifts and emergency considerations. *Networks*, *85*(2), 223–242. https://doi.org/10.1002/net.22260

Al-Rawi, O. Y. M., & Mukherjee, T. (2019). Application of linear programming in optimizing labour scheduling. *Journal of Mathematical Finance*, *9*(3), 272–285. https://doi.org/10.4236/jmf.2019.93016

Apornak, A., Raissi, S., Keramati, A., & Khalili-Damghani, K. (2021). Human resources optimization in hospital emergency using the genetic algorithm approach. *International Journal of Healthcare Management*, *14*(4), 1441–1448. https://doi.org/10.1080/20479700.2020.1763236

Aziez, I., Côté, J. F., & Coelho, L. C. (2025). Personnel scheduling problem for ready-mixed concrete delivery. *Expert Systems with Applications*, *266*, Article 125915. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125915

Bayram, B., Pınarbaşı, M., & Eren, T. (2025). A constraint programming model for personnel scheduling problem: Application in a factory operating in healthcare sector. *Uluslararası Muhendislik Arastirma ve Gelistirme Dergisi*, *17*(1), 137–150. https://doi.org/10.29137/umagd.1482600

Böðvarsdóttir, E. B., & Stidsen, T. (2025). A review of multi-objective optimization methods for personnel rostering problems. *Journal of Scheduling*. https://doi.org/10.1007/s10951-025-00845-0

Brucker, P., Qu, R., & Burke, E. (2011). Personnel scheduling: Models and complexity. *European Journal of Operational Research*, *210*(3), 467–473. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.11.017

Cappanera, P., Di Gangi, L., Lapucci, M., Pellegrini, G., Roma, M., Schoen, F., & Sortino, A. (2024). Integrated task scheduling and personnel rostering of airports ground staff: A case study. *Expert Systems with Applications*, *238*, Article 121953. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121953

Chen, R., Gu, D., Liang, C., & Jiang, L. (2024). A multi-skilled staff scheduling and team configuration optimisation model for artificial intelligence project portfolio considering competence development and innovation-driven. *International Journal of Production Research*, *62*(21), 7763–7792. https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2328131

Cheng, H., & Chu, X. (2012). Task assignment with multiskilled employees and multiple modes for product development projects. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *61*(1–4), 391–403. https://doi.org/10.1007/s00170-011-3686-7

De Bruecker, P., Van Den Bergh, J., Beliën, J., & Demeulemeester, E. (2015). Workforce planning incorporating skills: State of the art. *European Journal of Operational Research*, *243*(1), 1–16. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.038

Gençer, M. A., Eren, T., & Alakaş, H. M. (2024). Train maintenance personnel shift scheduling: Case study. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, *36*(2), 533–566. https://doi.org/10.1007/s10696-023-09495-w

Heimerl, C., & Kolisch, R. (2010). Work assignment to and qualification of multi-skilled human resources under knowledge depreciation and company skill level targets. *International Journal of Production Research*, *48*(13), 3759–3781. https://doi.org/10.1080/00207540902852785

Hillier, F., & Lieberman, G. (2024). *Introduction to operations research* (11th ed.). McGraw Hill.

Kandemir, C., & Handley, H. A. H. (2019). Work process improvement through simulation optimization of task assignment and mental workload. *Computational and Mathematical Organization Theory*, *25*(4), 389–427. https://doi.org/10.1007/s10588-018-9275-7

Martí, R., Sevaux, M., & Sörensen, K. (2024). 50 years of metaheuristics. *European Journal of Operational Research*. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.04.004

Nobil, A. H., Sharifnia, S. M. E., & Cárdenas-Barrón, L. E. (2022). Mixed integer linear programming problem for personnel multi-day shift scheduling: A case study in an Iran hospital. *Alexandria Engineering Journal*,

61(1), 419–426. https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.06.030

Özder, E. H. (2025). A holistic model for ergonomic and sustainable personnel scheduling in urban transportation. *Processes*, *13*(3), Article 814. https://doi.org/10.3390/pr13030814

Parchande, S., Shahane, A., & Dhore, M. (2019). Contractual employee management system using machine learning and robotic process automation. *5th International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*. IEEE.

Perreault-Lafleur, C., Carvalho, M., & Desaulniers, G. (2025). A stochastic integer programming approach to reserve staff scheduling with preferences. *International Transactions in Operational Research*, *32*(1), 289–313. https://doi.org/10.1111/itor.13298

Radwan, K., Elhakeem, A., & Elbeltagi, E. (2024). Resource assignment optimization in design firms. *Ain Shams Engineering Journal*, *15*(4), Article 102612. https://doi.org/10.1016/j.asej.2023.102612

Sun, Z., Tian, Z., Xie, X., Sun, Z., Zhang, X., & Gong, G. (2024). A meta-cognitive based logistics human resource modeling and optimal scheduling. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *130*, Article 107760. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107760

Talbi, E.-Ghazali. (2009). *Metaheuristics: From design to implementation*. John Wiley & Sons.

Thomas, J. (2024). Optimizing nurse scheduling: A supply chain approach for healthcare institutions. *Journal of Electrical Systems*, *20*(6s), 2251–2259. https://doi.org/10.52783/jes.3175

Van Den Bergh, J., Beliën, J., De Bruecker, P., Demeulemeester, E., & De Boeck, L. (2013). Personnel scheduling: A literature review. *European Journal of Operational Research*, *226*(3), 367–385. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.029

Wang, H., & Alidaee, B. (2018). Unrelated parallel machine selection and job scheduling with the objective of minimizing total workload and machine fixed costs. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, *15*(4), 1955–1963. https://doi.org/10.1109/TASE.2018.2832440

Wang, H., Alidaee, B., Ortiz, J., Wang, W., Sánchez, A. R., & Wang, W. (2020). The multi-skilled multi-period workforce assignment problem. *International Journal of Production Research*, *58*(12), 3566–3583. https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1636323

Wang, Z., Luo, Z., & Shen, H. (2025). Data-driven robust flexible personnel scheduling. *Computers and Operations Research*, *176*, Article 106935. https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106935