

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

Campus Monterrey

Escuela de Ingeniería y Ciencias



Modelo de simulación de eventos discretos y optimización de una línea de producción automotriz a través de Tecnomatix Plant Simulation

Tesis presentada por

Gerardo Alejandro Cruz Manjarrez

sometida a la

Escuela de Ingeniería y Ciencias

como un requisito parcial para obtener el grado académico de

Maestro en Ciencias

en

Ciencias de Ingeniería

Monterrey Nuevo León, 8 de diciembre de 2022

## **Dedicatoria**

A mis padres, Gerardo Roberto Cruz Ortiz y María Maribel Manjarrez Cárdenas por impulsarme a crecer y superarme día a día, creer en mí y darme todo su amor y apoyo incondicional para alcanzar mis metas. Por ser un ejemplo de honestidad, responsabilidad, perseverancia, entre muchas otras cualidades. Gracias a ellos he alcanzado gran parte de mis éxitos, incluyendo este, y me he convertido en la persona que soy.

A mi familia y amigos que me han acompañado durante este trayecto, brindándome alegrías y consejos, gracias por ser parte de mi vida y acompañarme en los momentos más importantes.

## Reconocimientos

Quiero expresar mi gratitud al Tecnológico de Monterrey por impulsarme a ser un excelente profesionista, pero sobre todo mejor persona, por creer en mí y brindarme la oportunidad de estudiar la carrera y la maestría al otorgarme una beca académica.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (Conacyt) por promover el desarrollo de nuestro país, al impulsar el crecimiento de los profesionistas, y brindarnos un apoyo para enfocarnos por completo dentro de nuestros estudios.

Agradezco a mis asesores, el Dr. Rodrigo Ernesto Peimbert García y la Dra. Claudia Lizette Garay Rondero por todo su tiempo, empeño y apoyo dentro de la construcción de esta tesis, por ser una guía y exigirme a lograr la excelencia y superar mis límites dentro del día a día.

Al Dr. Neale Ricardo Smith Cornejo por ser parte de mi comité para la defensa de tesis y aportar su tiempo y experiencia para enriquecer mi trabajo.

Agradezco a la Fundación Carlos Elizondo por creer en los jóvenes Sinaloenses, por apoyarme durante la duración de la carrera e impulsarme a crecer como persona, así como enseñarme a retribuir a la sociedad.

Agradezco al departamento de mejora continua de la empresa donde se desarrolló esta investigación, por confiar en mí, brindarme todas las facilidades y abrirme las puertas para realizar el proyecto de tesis.

# Modelo de simulación de eventos discretos y optimización de una línea de producción automotriz a través de Tecnomatix Plant Simulation

## Resumen

La Industria 4.0 tiene como objetivo incrementar la eficiencia y flexibilidad dentro de las empresas, mediante la digitalización y automatización de los procesos productivos. Para lograrlo hace uso de un conjunto de tecnologías, conocidas como habilitadoras, entre las que destaca la simulación. Uno de los sectores que destacan en la implementación de la Industria 4.0 es el automotriz, esto debido a que sus procesos productivos cuentan con tecnologías de última generación, con una infraestructura en sistemas de información y comunicación y con procesos altamente digitalizados o automatizados, lo que facilita hacer esta transición.

La empresa en la que se basa este trabajo de investigación pertenece a esta rama y desea implementar proyectos piloto para adoptar la Industria 4.0 dentro de sus operaciones. Una de las problemáticas que desean atacar es la productividad de una de sus líneas más importantes, tanto en volumen de producción como en tamaño, ya que obtuvo valores inferiores al objetivo en 2021, ocasionando un incremento en los costos de operación. Dada la naturaleza del problema, se ha decidido abordarlo mediante el uso de la simulación, con el fin de replicar el funcionamiento de la línea, analizar su comportamiento y plantear diferentes escenarios para incrementar su producción, y en consecuencia su productividad.

Cabe destacar que la experimentación se dividió en 3 fases, el uso de diseño de experimentos con el fin de identificar los factores más relevantes para la variable de respuesta y sus interacciones; el uso de la simulación-optimización con el objetivo de encontrar las capacidades óptimas de los buffers que permitan maximizar la producción de la línea y un apartado con escenarios extra, adicionales al diseño de experimentos. Una vez que se evaluaron todas las alternativas, se seleccionaron aquellas con los mejores resultados y se integraron dentro de un mismo modelo de simulación de forma simultánea, para analizar la situación ideal de la línea, obteniendo una mejora de 3,550 unidades dentro de un periodo de 5 meses.

## Lista de figuras

Figura 1: Mapa de ruta de la empresa GKN Driveline para la implementación de la Industria 4.0 .....	33
Figura 2- Evolución de la simulación a través de las décadas .....	40
Figura 3-Datos recabados para la construcción del modelo de simulación y sus fuentes .....	49
Figura 4- Layout de la línea de producción .....	53
Figura 5- Visualización de modelo dentro del software de simulación.....	58
Figura 6-Estadísticas descriptivas de los resultados de la simulación de la situación actual de la línea.....	59
Figura 7-Comportamiento de las estaciones de trabajo dentro de la simulación.....	61
Figura 8- Prueba de normalidad para los residuos del ANOVA. ....	68
Figura 9-Resultados de la prueba de igualdad de varianzas para los residuos del ANOVA .....	69
Figura 10- Independencia de los residuos del ANOVA .....	70
Figura 11-Diagrama de Pareto de efectos principales estandarizados.....	70
Figura 12- Efectos principales. ....	71
Figura 13-Representación de la interacción entre la estación 130 y el buffer 130.....	72
Figura 14-Gráfico de cubos para los factores más significativos. ....	73
Figura 15-Formulación del problema usando el objeto GA Wizard.....	75
Figura 16-Utilización de los operadores asignados a las estaciones 10-80. ....	78
Figura 17- Utilización de los operadores asignados a las estaciones 90-150. ....	79
Figura 18- Utilización de los operadores asignados a la estación 160. ....	79
Figura 19-Variación en la producción total de la línea al variar el número de operadores. ....	81
Figura 20-Utilización de operadores actualizada.....	82
Figura 21-Intervalos de confianza del 95% para cada uno de los experimentos .....	84
Figura 22-Intervalos de confianza del 95% para cada uno de los experimentos .....	86
Figura 23-Comparación de las distribuciones de los datos entre la situación actual y los cambios propuestos a causa de los escenarios .....	88

## Lista de tablas

Tabla 1-Barreras en la implementación de la Industria 4.0 .....	14
Tabla 2-Barreras en la implementación de la Industria 4.0 .....	22
Tabla 3- Ejemplos de aplicaciones de la Industria 4.0 en diversas empresas.....	27
Tabla 4- Características de la simulación de eventos discretos .....	39
Tabla 5-Datos de fallos de las estaciones .....	57
Tabla 6-Cálculo de los cuellos de botella de la línea generado por el Software .....	60
Tabla 7- Factores seleccionados para el diseño de experimentos y sus niveles .....	66
Tabla 8- ANOVA elaborado a partir de los datos resultantes del diseño de experimentos.....	67
Tabla 9- Resultados óptimos encontrados por el algoritmo genético .....	77
Tabla 10-Distribución de los operadores y asignación de actividades. ....	80
Tabla 11- Síntesis de los resultados de los escenarios evaluados dentro de la investigación.....	87

## Contenido

Resumen.....	4
Lista de figuras.....	7
Lista de tablas .....	8
1.....	Capítulo 1- Introducción
.....	11
1.1    Antecedentes .....	11
1.2    Planteamiento del problema y contexto .....	13
1.3    Preguntas de investigación.....	15
1.4    Descripción general de la solución.....	16
1.5    Principales contribuciones.....	17
1.6    Delimitaciones.....	17
1.6.1    Supuestos .....	17
1.6.2    Limitaciones.....	18
1.7    Organización de la tesis.....	18
2.....	Capítulo 2- Revisión de literatura
.....	20
2.1    Industria 4.0.....	20
2.2    Industria 4.0 en el sector automotriz .....	28
2.3    Industria automotriz en México .....	31
2.4    Simulación.....	35
2.5    Modelos y casos de estudio de la simulación de eventos discretos en la Industria 4.0..	41
3.....	Metodología de investigación
.....	46
3.1    Metodología de Simulación de eventos discretos .....	46
3.2    Diseño de la investigación.....	47

3.2.1	Tipo de investigación.....	47
3.2.2	Enfoque de la investigación.....	47
3.3	Recolección y tratamiento de los datos.....	48
3.3.1	Recolección de datos.....	48
3.3.2	Tratamiento de los datos.....	49
3.4	Problemas metodológicos y limitaciones.....	50
3.4.1	Validez y confiabilidad.....	50
3.4.2	Replicabilidad y reproducibilidad.....	51
3.4.3	Representatividad y sesgo.....	52
4.....	Resultados	
	.....	53
4.1	La línea Main G01.....	53
4.1.1	Descripción del proceso.....	53
4.1.2	Situación actual.....	58
4.2	Experimentación.....	61
4.2.1	Diseño de experimentos.....	63
4.2.2	Distribución óptima de los buffers.....	74
4.2.3	Escenarios extra.....	77
5.....	Discusión y conclusiones	
	.....	89
6.....	Bibliografía	
	.....	95
7.....	Apéndices	
	.....	102

## 1 Capítulo 1- Introducción

### 1.1 Antecedentes

A lo largo de la historia, los métodos de producción de bienes y servicios se han transformado de la mano de los avances científicos y tecnológicos, permitiendo la elaboración de más y mejores productos a un menor precio. Cuando los avances tecnológicos transforman de forma significativa el estilo de vida de las personas y marcan un antes y un después, se consideran como una revolución industrial (Gunal, 2019a). Hasta el momento han ocurrido cuatro revoluciones industriales; la primera sucedió a finales del siglo XVIII y se caracterizó por el uso de máquinas impulsadas por motores de vapor (Gunal, 2019; Wankhede & Vinodh, 2021). Le siguió la producción en masa a finales del siglo XIX sostenida por la energía eléctrica y los motores de combustión (Gunal, 2019; Wankhede & Vinodh, 2021). En el siglo XX, ocurrió la tercera revolución industrial, distinguida por la utilización de computadoras y tecnologías de información, mismas que permitieron la automatización de los procesos (Gunal & Karatas, 2019; Vaidya et al., 2018). Actualmente se vive la cuarta revolución industrial, también conocida como Industria 4.0, donde la meta es crear sistemas autónomos capaces de funcionar sin la intervención humana (Gunal & Karatas, 2019). El objetivo es incrementar la eficiencia dentro de las empresas a través de la digitalización y automatización de los sistemas físicos (Santos et al., 2020).

Cada vez más empresas manufactureras están empezando a definir una ruta para hacer la transición de los sistemas de producción tradicionales hacia la Industria 4.0 (Cimini et al., 2017). Según Siemens, en 2019 aproximadamente 8 de cada 10 de las compañías manufactureras de mayor tamaño ya tenían en marcha al menos un proyecto piloto relacionado a la Industria 4.0, y se espera la adopción total de la Industria 4.0 en el 50% de las empresas grandes entre 2024-2026 y entre 2028-2030 para las empresas medianas (Siemens AG, 2019). De acuerdo con el estudio de 2016 que realizó PWC en 26 países, se estima que las compañías alrededor del mundo inviertan anualmente \$907 mil millones de dólares americanos para lograr la transformación digital, reduciendo sus costos en \$421 mil millones e incrementando sus ganancias en \$493 mil millones

Para hacer la transición hacia la Industria 4.0, las empresas deben modificar sus métodos de producción, empezando por la digitalización de los procesos productivos y la inclusión de tecnologías emergentes tal como la realidad aumentada, el Internet de las cosas (IoT por sus siglas en inglés), los Sistemas de Producción Ciber físicos (CPS por sus siglas en inglés) y la simulación,

entre otras (Lasi et al., 2014). Esta última es considerada una tecnología pivotal para alcanzar la visión de la Industria 4.0 pues es la base de otras como el digital twin, la realidad virtual y aumentada; además destacan sus múltiples usos, entre los que se encuentran el análisis prescriptivo, entrenamiento de operadores, diseño de productos y procesos (Gunal, 2019a).

Se prevé que los modelos de simulación adopten nuevas características dentro de esta cuarta revolución industrial, como lo son el intercambio automatizado de datos en tiempo real entre los sistemas físicos y virtuales; la generación de modelos de forma automática y la incorporación de la realidad virtual, aumentada o la visualización en 3D (Vieira et al., 2018). Por otra parte, De Paula Ferreira et al. (2020) afirman que las técnicas de simulación más usadas en el contexto de la Industria 4.0 son la simulación híbrida, el Digital Twin y la simulación de eventos discretos (DES por sus siglas en inglés).

Los dominios de aplicación más estudiados que involucran a la simulación e Industria 4.0 son el sector electrónico, la cadena de suministro y la industria automotriz (Gunal & Karatas, 2019). En el caso de esta última, fue la primera en usar tecnologías relacionadas a la Industria 4.0 (Wankhede & Vinodh, 2021), además que se ha destacado a lo largo de su historia por generar innovaciones, como la línea de ensamble y los autos eléctricos; y tratarse de procesos altamente automatizados y digitalizados mediante el uso de robots, PLC's, sistemas de información, entre otras tecnologías (Gunal & Karatas, 2019). Esto es importante ya que la industria automotriz juega un rol importante en el desarrollo socioeconómico de los países, se estima que genera una facturación anual promedio de más de 2.75 trillones de euros, equivalente al 3.65% del GDP mundial (Saberri, 2018).

En el caso particular de México, es el 7mo productor de automóviles a nivel mundial, con más de 3 millones de unidades producidas y el 4to mayor exportador de vehículos ligeros con un mercado con valor de 39.47 millones de dólares (AMIA, 2021). De acuerdo con el INEGI, en 2014 el sector automotriz generó un impacto en 157 actividades económicas de un total de 259, siendo la segunda industria manufacturera más importante (INEGI, 2016), contribuyendo así con el 2.9% del PIB nacional en 2017 (AMDA, 2018).

Una de las empresas pertenecientes a esta rama con presencia en México es la compañía en la que se basará esta investigación, la cual es una transnacional especialista en el procesamiento del metal, con presencia en 27 países. Sus principales unidades de negocio son la fabricación de

componentes automotrices, tubos de acero y maquinaria industrial para la transformación del metal.

La empresa es consciente de la importancia de la Industria 4.0 y ha emprendido distintas iniciativas en sus filiales en España y República Checa, por ejemplo, se utiliza *Big Data* para monitorear los procesos de producción, sistemas de visión computacional para posicionar los componentes de forma más precisa y en menor tiempo, además, estos se escanean con el fin de armar una representación tridimensional del producto. Finalmente, la empresa está desarrollando modelos de mantenimiento predictivo para reducir el tiempo de inactividad de las máquinas en colaboración con el Instituto Fraunhofer.

En el caso de la planta ubicada en la ciudad de Puebla, se han iniciado los esfuerzos para implementar la Industria 4.0 dentro de la línea de pintura a través de sensores para la recolección de datos y su procesamiento mediante un software especializado en tiempo real, no obstante, otras líneas están rezagadas y no cuentan con este nivel de madurez.

Una de ellas es la línea de producción G01, esta es una de las más grandes de la planta, cuenta con uno de los mayores volúmenes de producción y se encarga de surtir a uno de los clientes más importantes de la empresa. Durante el año 2021, la línea operó con valores de productividad menores al objetivo, lo que implicó un incremento en los costos de operación, pues se necesitó trabajar un mayor número de turnos para surtir la demanda.

## **1.2 Planteamiento del problema y contexto**

Main G01 es una línea de soldadura la cual combina operaciones manuales, automáticas y semiautomáticas, requiere de 11 operadores y cuenta con alrededor de 20 estaciones. Es una de las líneas con los equipos más obsoletos y propensos a fallar, mismos que en su mayoría trabajan de forma secuencial. En el año 2021 registró una productividad promedio de 2.38 piezas conformes por hora trabajada, cuando la meta definida por la empresa es alcanzar 2.6, además solo se superó este valor en el mes de enero, lo que implica que no se alcancen los valores objetivos de producción y sea necesario trabajar un mayor número de turnos para surtir la demanda. Dentro de la tabla 1 se muestra el impacto económico derivado de esta problemática en el periodo de enero a mayo del año 2022, Cabe destacar que la empresa monitorea la productividad por hora trabajada por cada

operador, por lo que para obtener la productividad de la línea es necesario multiplicar dicho valor por el número de operadores.

*Tabla 1-Barreras en la implementación de la Industria 4.0*

<b>Productividad por trabajador</b>	<b>Productividad de la línea</b>	<b>Producción Ene-May 2022</b>	<b>Horas necesarias para completar la producción</b>	<b>Costo de trabajador por hr.</b>	<b>Número de operadores</b>	<b>Costo total (\$)</b>
2.4 pzas/hr laborada	24.22 pzas/ hr	68,880	2843.5	73.85	10	2,104,190
2.6 pzas/hr laborada	26 pzas/hr	68,880	2649.2	73.85	10	1,960,430
Diferencia						143,759

Se tomó la producción total dentro del periodo enero a mayo de 2022, la cual fue de 68,880 piezas y se comparó el número de horas necesarias para completarla, usando la productividad real de la línea, que es de 24.22 piezas conformes, de acuerdo con la información de la empresa, contra la productividad objetivo, que es de 26. Posteriormente se calcula el costo de operación de la línea, tomando en cuenta el salario promedio de los trabajadores de la industria automotriz en Puebla, a partir de la información proporcionada por Covarrubias (2022), y el número de operadores de la línea (excluyendo al del montacargas).

En base a lo anterior, se puede concluir que esta problemática generó pérdidas aproximadas de 150, 000 pesos mexicanos durante los primeros 5 meses del 2022. Es por ello que las áreas de mejora continua y de producción se han planteado de qué forma pueden incrementar la eficiencia de la línea, con el fin de aumentar su productividad, y por ende su producción y disminuir los costos de operación.

Actualmente las herramientas que utilizan son estáticas y determinísticas (como el uso de hojas de Excel), por lo que no reflejan el comportamiento del sistema o lo hacen de una forma muy simplificada, omitiendo detalles clave como lo son las fallas de las máquinas, la variabilidad en los tiempos de las tareas de los operadores, las interacciones entre los elementos del sistema, etc.

Dada la dificultad que supone examinar una línea de producción con estas características, la limitación de las herramientas que se usan actualmente y el análisis de un problema complejo, como lo es el déficit de la productividad, se requiere el uso de otro tipo de instrumentos que permitan modelar de forma más precisa el comportamiento de la línea, esto con el fin de generar mejores soluciones. Otro factor por tomar en cuenta es el rezago tecnológico de la línea respecto a otras, como es el caso de pintura, donde gracias a la incorporación de sensores y actuadores que generan datos en tiempo real, es posible monitorear el proceso y anticiparse a los problemas, incluso antes de que estos sucedan. Esto hace que se tenga un enfoque reactivo en vez de proactivo, produciendo pérdidas de recursos, como tiempo y dinero, destinados a corregir los problemas que surgen en el día a día. En este caso, se necesita impulsar la creación de un modelo digital que sirva para la mejora continua del sistema, generando proyectos futuros que se traduzcan en ahorros, ya sea de tiempo o dinero; que optimicen el funcionamiento del sistema o que generen mejores condiciones de trabajo para los operadores, por ejemplo, en temas de seguridad o ergonomía, y permita la toma de decisiones basadas en datos en el menor tiempo posible.

### **1.3 Preguntas de investigación**

La pregunta que se busca responder mediante esta investigación es:

¿Cómo se puede incrementar la producción y optimizar el funcionamiento de la línea automotriz Main G01 a través de la simulación de eventos discretos?

A partir de la pregunta anterior surgen otras sub-preguntas:

1. ¿En qué medida el modelo de simulación refleja el comportamiento de la línea real?
2. ¿Cuál es la ocupación actual de las máquinas y de los operadores y cómo se puede mejorar?
3. ¿Cuáles factores tienen un mayor impacto en el desempeño de la línea?
4. ¿Qué tanto aumenta la producción de la línea a partir de los cambios propuestos, bajo la combinación óptima de factores?
5. ¿Cuál es el escenario que incrementa la producción en mayor medida?

#### 1.4 Descripción general de la solución

El uso de la simulación de eventos discretos puede ser un potenciador para la mejora continua dentro de la planta, al identificar aquellos factores que limitan o condicionan el funcionamiento de las líneas de producción y posteriormente proponer y probar cambios o iniciativas para eliminar o reducir el impacto de dichos factores. De esta forma se puede experimentar con el sistema digital, sin necesidad de detener o modificar su contraparte real y así medir el impacto de los cambios o iniciativas dentro del modelo, con el fin de poder tomar mejores decisiones.

Como solución propuesta a este trabajo de investigación se modelará la línea de producción G01 mediante la simulación de eventos discretos, usando el software Tecnomatix Plant Simulation. Para ello se mapea el proceso, se recabarán datos sobre los tiempos de ciclo, fallos de las máquinas, turnos de producción, flujo de materiales, entre otros para elaborar un modelo conceptual, mismo que será la base para construir e integrar el modelo de simulación. Una vez que finalice la construcción del modelo, este se validará contra los datos de producción obtenidos de la línea real y se presentará ante expertos con el fin de identificar errores de modelación y corregirlos.

La última etapa corresponde a la experimentación, donde se evalúan escenarios como la disminución del tiempo ciclo de las operaciones cuello de botella, incrementar la capacidad de ciertos buffers, variar el número de operadores, etc., con el fin de analizar los cambios en la producción de la línea y evaluar cual o cuales escenarios producen mejores resultados. Los escenarios se generarán en base a un análisis de la situación actual de la línea usando el modelo, así como a partir de la generación de ideas en conjunto con personal especializado de la línea, como los supervisores u operadores.

Finalmente, a partir del análisis de escenarios se emitirán recomendaciones a los tomadores de decisiones para que ellos determinen si es viable implementar las recomendaciones, ya sea en términos de tiempo, costo u otros recursos. El objetivo es analizar cuál es el estado actual de la línea de producción G01 e identificar qué cambios o recomendaciones son necesarios para mejorar su desempeño. Asimismo, se busca evaluar el comportamiento de la productividad de la línea en los diferentes escenarios analizados dentro del modelo de simulación de eventos discretos, con el fin de elegir el escenario óptimo.

## 1.5 Principales contribuciones

El objetivo general de la investigación es proponer cambios que permitan incrementar la producción de la línea de producción y evaluar su impacto al implementarlos dentro del modelo de simulación, con el fin de continuar la transición de los procesos hacia la digitalización y promover la toma de decisiones basadas en datos. Entre las principales contribuciones destacan:

- Generar un modelo de simulación que replique el comportamiento de una línea de producción real y sea útil para evaluar propuestas de mejora (escenarios)
- Generar una propuesta detallada de cambios que se pudieran realizar al modelo a mediano y largo plazo para mejorarlo, tanto en aspectos inherentes a la modelación del sistema de producción, como en recomendaciones de otras tecnologías compatibles con la simulación que pudieran agregarse para añadirle nuevas funcionalidades o características al modelo.
- Generar un nuevo caso de estudio sobre la implementación de la simulación de eventos discretos en el contexto de una línea de producción automotriz dentro de una empresa ubicada en México.
- Abordar el problema de asignación de buffers usando un enfoque de simulación-optimización, mediante el uso de algoritmos genéticos y la simulación de eventos discretos.
- Incorporar el diseño de experimentos como herramienta para evaluar el efecto de los diferentes factores analizados, así como sus interacciones dentro del modelo de simulación.

## 1.6 Delimitaciones

### 1.6.1 Supuestos

- Hay 10 operadores asignados a las estaciones de la línea y uno más para el montacargas.
- Se omiten condiciones como el ausentismo, las vacaciones o la rotación del personal.
- La simplificación de procesos debido a su complejidad de modelación no altera el funcionamiento original del sistema, por ejemplo:
  - Las estaciones de trabajo con mesas dobles se dividen en suboperaciones y se omiten los brazos robóticos que realizan el transporte de materiales.
  - En la operación 160, se asume que una estación es exclusiva para los retrabajos y la otra para la inspección.

- El comportamiento de la línea no considera situaciones como la fatiga o condiciones ambientales.
- Existen 40 minutos de paros programados por cada turno, 30 minutos correspondientes a la comida de los operadores y una plática de 10 minutos al inicio del turno con el supervisor.
- Todos los trabajadores salen a comer al mismo tiempo y la línea se detiene durante ese intervalo.

### 1.6.2 Limitaciones

- La implementación de las recomendaciones o sugerencias que surjan durante esta investigación quedan a cargo por parte del personal de la empresa, ya que el investigador no tiene autoridad o injerencia en el proceso
- Solo se modela la línea Main G01 a partir de los datos recolectados entre febrero y mayo del 2022, por lo tanto, el modelo no considera modificaciones posteriores a los procesos.
- La actualización del modelo estará a cargo del personal laborando dentro de la empresa.

## 1.7 Organización de la tesis

Esta investigación está documentada a lo largo de 5 capítulos. Dentro del capítulo 1 se abordan las antecedentes de la literatura, se define el concepto de la Industria 4.0, la relevancia de la simulación dentro de esta y el contexto de la industria automotriz; además se delimitaron los objetivos de la investigación, las preguntas que se busca responder y los supuestos, limitaciones y delimitaciones de esta.

En el capítulo 2 se describe la revisión de literatura de los temas relevantes, tal como la Industria 4.0, los modelos sugeridos para su implementación y se revisan algunos ejemplos sobre empresas que han desarrollado iniciativas o proyectos piloto de tecnologías asociadas con la Industria 4.0. Posteriormente se explora su impacto dentro del sector automotriz, así como la situación actual de este dentro de México. Finalmente se aborda la importancia de la simulación, haciendo énfasis en la simulación de eventos discretos y casos de estudio donde se aplica esta herramienta.

En el capítulo 3 se explica la metodología usada para desarrollar el modelo y las acciones que se tomaron en cada una de las fases, los aspectos relevantes al diseño de la investigación, como

el tipo y enfoque de esta, la forma en que se recolectaron y procesaron los datos, así como la forma en la que se abordan los problemas metodológicos como la validez, confiabilidad, replicabilidad, reproducibilidad, representatividad y sesgo del estudio.

En el capítulo 4 se presenta la situación actual de la línea de producción, los escenarios propuestos y sus resultados y se emiten las recomendaciones o sugerencias dirigidas a los tomadores de decisiones. Los escenarios propuestos dentro de este capítulo se presentan en 2 subsecciones, la primera correspondiente a un diseño de experimentos que se realizó solo tomando en cuenta aquellos factores que es posible modificar dentro de la línea, mientras que la segunda se hizo en base a un análisis exploratorio usando las herramientas proporcionadas por el software y se enfoca en aquellos factores que son difíciles de modificar o que cuentan con múltiples niveles y por ende, merecen un análisis a parte.

Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones sobre los escenarios evaluados, se brindan sugerencias sobre futuros proyectos en torno a la simulación y la Industria 4.0, así como otros proyectos de mejora que se pudieran implementar dentro del área usando otras metodologías como Lean, Seis Sigma, ciclo PDCA, etc. Y se resumen otros aspectos importantes abordados dentro de capítulos anteriores como las implicaciones y contribuciones de la investigación.

## 2 Capítulo 2- Revisión de literatura

### 2.1 Industria 4.0

La Industria 4.0, también conocida como la cuarta revolución industrial es una iniciativa que fue propuesta por el gobierno alemán en conjunto con universidades y empresas en 2011 (Taghavi & Beauregard, 2020), su objetivo es incrementar la eficiencia dentro de las empresas a través de la digitalización y automatización de los sistemas físicos (Santos et al., 2020).

La Industria 4.0 busca una integración entre los entornos físico y virtual con el fin de crear sistemas de producción automatizados, interconectados e integrados (Santos et al., 2020), que sean modulares, conscientes de su entorno y capaces autorregularse y autocontrolarse a partir de la información que reciben o recolectan del ambiente, todo esto con nula o mínima intervención humana (Lasi et al., 2014). La meta es entonces, generar CPS donde cada uno de los actores dentro del piso de producción estén interconectados entre sí, con su entorno, a las bases de datos dentro de la empresa y al mundo exterior por medio del IoT (Ruiz et al., 2017), de esta forma cada entidad conoce el estado de las demás en cualquier momento y es capaz de recibir e intercambiar información con su entorno, con el fin de monitorear los procesos y agilizar la toma de decisiones.

El alcance de la Industria 4.0 no se limita al interior de la empresa, sino que se busca alcanzar un nuevo nivel de organización y control a lo largo de toda la cadena de suministro y durante el ciclo de vida de los productos (Ruiz et al., 2017). Mediante la cooperación de los participantes (clientes, proveedores, empresa) y la digitalización y automatización de los procesos es posible incrementar la transparencia y confiabilidad en las diferentes etapas de producción (Henrique et al., 2021). De esta forma, se genera una integración tanto vertical como horizontal, donde todos los elementos son capaces de intercambiar información en tiempo real para alcanzar las metas individuales y grupales que beneficien a todos (E. Ruiz et al., 2017).

Así, las empresas buscan adaptarse a los cambios de los mercados y producir bienes y servicios altamente personalizables de acuerdo con los requerimientos del cliente (Vaidya et al., 2018) y reducir los tiempos de investigación y desarrollo dentro del ciclo de vida de los productos (Vieira et al., 2018).

Todo lo anterior impactará la calidad del trabajo, creando nuevos métodos, formas y puestos de trabajo, creando nuevos requerimientos de personal calificado en las tecnologías características de la Industria 4.0 y nuevas formas de trabajo colaborativo derivadas de la interacción humanos-máquinas (Juraj & Zuzana, 2018). De acuerdo con el Foro Económico

Mundial (2020) 85 millones de puestos de trabajo serán remplazados hacia 2025 debido a la adopción de nuevas tecnologías como la computación en la nube, *Big Data*, IoT, por mencionar algunas, mientras que se crearán 97 millones de nuevos roles de trabajo derivados de dichas tecnologías. Además, este señala que aptitudes como el uso y desarrollo de nuevas tecnologías, pensamiento crítico y analítico, gestión personal (flexibilidad, manejo del estrés, resiliencia, autoaprendizaje), liderazgo, resolución de problemas, entre otras, serán de las habilidades más demandadas por las organizaciones (Foro Económico Mundial, 2020). En el caso de México solo el 49.2% de la población activa posee habilidades digitales y el 50.5% habilidades relevantes para los negocios, además, destaca el incremento en la demanda de puestos de trabajo como lo son especialistas en Inteligencia artificial (AI por sus siglas en inglés), *Machine Learning*, ciencia de datos, ciberseguridad, automatización, Project managers, etc. (Foro Económico Mundial, 2020). Finalmente, se remarca que las tecnologías con mayor adopción dentro de las empresas son el procesamiento de texto, imagen y voz, IoT, *Big Data* y computación en la nube, mientras que aquellas que se implementan en menor medida son los robots, la impresión 3D y la realidad virtual y aumentada (Foro Económico Mundial, 2020). Las tecnologías que nos permitirán alcanzar la visión de la Industria 4.0 al automatizar, integrar y optimizar las células de producción se conocen como pilares (Vaidya et al., 2018) y son los siguientes:

- i.** La generación y almacenamiento de grandes volúmenes de datos conocidos como *Big Data* y su análisis
- ii.** Los robots autónomos, capaces de interactuar entre sí y con los humanos, además de tener la capacidad de aprender de estos últimos
- iii.** Simulación con datos en tiempo real
- iv.** Integración vertical y horizontal dentro de la cadena de suministro
- v.** Internet Industrial de las Cosas (IIoT)
- vi.** Sistemas de producción Ciber físicos (CPS por sus siglas en inglés)
- vii.** La nube
- viii.** Manufactura aditiva
- ix.** Realidad aumentada

Al momento de implementar estas tecnologías existen problemas relacionados a la compatibilidad, flexibilidad entre dispositivos y máquinas, así como cuestiones de seguridad y

privacidad (Ruiz et al., 2017), que dificultan la consecución de las metas mencionadas anteriormente.

Por otra parte factores como la inversión de capital necesaria para lograr la conectividad y automatización que requieren las fábricas inteligentes, la ausencia de un modelo de negocio que justifique dicha inversión, la seguridad de información, la escasez de personal técnico calificado y el miedo del personal a ser mejorados por procesos automatizados son algunas de las barreras que limitan o ralentizan a las empresas para hacer la transformación hacia la Industria 4.0 (Méndez Ramírez et al., 2021). Además de la incapacidad para evaluar sus capacidades actuales y por fin para formular una visión a futuro para hacer la transición a la Industria 4.0 (Schumacher et al., 2016).

*Tabla 2-Barreras en la implementación de la Industria 4.0*

<b>Financieras</b>	<b>Técnicas</b>	<b>Sociales</b>
Inversión necesaria para la implementación de nuevas tecnologías	Compatibilidad y conectividad entre dispositivos	Escasez de personal calificado
Ausencia de un modelo de negocio que justifique la inversión	Riesgos de ciberseguridad	Miedo del personal a ser reemplazados por máquinas
Sustentabilidad a largo plazo	Máquinas obsoletas	Desconocimiento de las tecnologías asociadas a la Industria 4.0
	Automatización y/o digitalización de los procesos	Cooperación nula entre empresas y universidades o centros de investigación
	Falta de sistemas de información interconectados	Resiliencia al cambio
	Modularización de los sistemas de producción	
	Dotar de inteligencia a las máquinas/procesos	

Fuente: Elaboración propia a partir de información de Ruiz et al. (2017), Méndez Ramírez et al, (2021), (Schumacher et al., 2016), Wankhede & Vinodh (2021), Coşkun (2018), Nava et al. (2019).

La Tabla 2 resume las principales barreras asociadas a la implementación de la Industria 4.0 dentro de las empresas. Estas se clasificaron en financieras, técnicas y sociales. Para contrarrestar estos desafíos, diversos autores han diseñado modelos conceptuales que sirven como guía o que les permiten evaluar a las empresas su situación actual y en base a los resultados implementar acciones o proyectos para adoptar la Industria 4.0.

Las empresas deben evaluar en que etapa de madurez digital se encuentran para conocer sus necesidades y definir sus objetivos, aunque destacan como necesidades urgentes la creación de sistemas de información robustos, la analítica de datos en tiempo real y la adquisición o el desarrollo del personal con capacidades digitales (Méndez Ramírez et al., 2021). En los siguientes párrafos se describen algunas propuestas de modelos que pueden adoptar las empresas como guía para implementar la Industria 4.0.

Rockwell automation desarrolló en 2014 un modelo con 5 etapas para alcanzar la madurez digital (Akdil et al., 2018):

1. Consiste en evaluar la infraestructura de los sistemas de información que recolectan y reciben datos, como se transmiten y las políticas de seguridad asociadas a estos datos.
2. Busca lograr conectividad entre las operaciones en el piso de producción y los sistemas de negocios de la empresa.
3. El objetivo es sacar el máximo provecho de los datos que han sido recolectados, se identifican las herramientas que nos permitan lograrlo, como lo es la analítica de datos
4. Analizar los datos para transformarlos en información en tiempo real y analítica de datos.
5. La última etapa busca la colaboración dentro de la compañía y entre su ambiente al hacer la información visible para todos.

De acuerdo con (Ruiz et al., 2018), la implementación de la Industria 4.0 dentro de las empresas debe darse de manera gradual, misma que se divide en 3 fases:

1. Inicial: consiste en construir la infraestructura necesaria para automatizar y controlar los diferentes procesos, como PLC's, interfaz hombre-maquina, redes entre máquinas, etc.
2. Implementación: consiste en explotar la infraestructura que se construyó previamente, analizar la información que esta provee para implementar acciones de mejora, además de buscar automatizar aquellos procesos repetitivos y de bajo valor añadido.
3. Expansión: la meta es desarrollar sistemas autónomos capaces de interactuar con su entorno, predecir su comportamiento e implementar acciones correctivas en caso de ser necesario.

Wankhede & Vinodh, (2021) proponen un marco conceptual para prepararse para la implementación de la Industria 4.0 en el sector automotriz, compuesto por 6 capas:

1. Definición: consiste en entender los conceptos asociados a la Industria 4.0 y analizar el estado de los factores de preparación asociados a esta, para comprender que tan cerca están de implementarla.
2. Reconocimiento: se basa en definir los desafíos, las barreras, los habilitadores, beneficios y aplicaciones con los que se enfrentará la empresa.
3. Principios: se definen como los objetivos asociados a la Industria 4.0 y los cuales se busca alcanzar.
4. Requerimientos de la fuerza de trabajo: habilidades y entrenamiento necesario para los trabajadores.
5. Tecnología: son las tecnologías necesarias para llevar a cabo los principios de la Industria 4.0.
6. Implementación: consiste en hacer la planeación para implementar la Industria 4.0, haciendo uso del conocimiento generado a partir de las capas anteriores, así como definir las medidas de desempeño en diferentes dimensiones (económica, tecnológica, organizacional, ambiental) con las que se evaluará el avance y éxito de dicha implementación.

Según (Juraj & Zuzana, 2018) la implementación de la Industria 4.0 se da en 5 niveles:

- Básico: La compañía no ha implementado ninguna de las características asociadas a la Industria 4.0 (comunicación entre máquinas, adquisición y procesamiento automático de datos, productos inteligentes, administración descentralizada, etc.).
- Digitalización entre departamentos: Las operaciones dentro de los departamentos están digitalizadas y se han implementado algunas de las características de la Industria 4.0.
- Integración vertical y horizontal: Existe intercambio de información entre los departamentos de la empresa, así como con las otras empresas que forman parte de la cadena de suministro.
- Digitalización completa: Todas las operaciones dentro de la cadena de valor están digitalizadas.
- Optimizar la digitalización completa: La empresa es un modelo que seguir, coopera con las otras empresas dentro de la cadena de suministro y de esta forma es capaz de optimizar sus operaciones.

Los hallazgos demuestran que debido a la gran inversión que supone la adopción de la Industria 4.0 y la incertidumbre sobre sus beneficios, las grandes compañías son quienes principalmente han desarrollado proyectos piloto a través de la adopción de las tecnologías ligadas a esta en diferentes áreas o departamentos. A continuación, se describe la síntesis de casos en empresas más representativas.

Seat, la empresa fabricante automotriz española ha incorporado diversas tecnologías en su planta ubicada en Martorell. Cuentan con robots móviles autónomos capaces de transportar de materiales dentro de la fábrica, definir y seleccionar una ruta para llegar a su destino y esquivar obstáculos, implementaron robots colaborativos dentro del área montaje y hacen uso de drones para recibir componentes de almacenes cercanos. Otras tecnologías que destacan son el uso de AI, *Big Data* y *blockchain*, además cabe destacar que existe un equipo de innovación encargado de desarrollar proyectos relacionados con la Industria 4.0 (Seat, 2021).

La planta de Siemens en Amberg utiliza AI para detectar defectos en la producción de placas de circuitos impresos. Los datos se recolectan mediante sensores, se transfieren a la nube y un algoritmo, previamente entrenado por expertos, determina si hay fallos o no. Asimismo, utilizan mantenimiento predictivo para evitar paros no programados de las máquinas, el algoritmo detecta

cuando ocurren anomalías en el proceso y envía una alerta a los operadores para que ellos puedan tomar acciones. Otro de sus proyectos exitosos es el uso de gemelos digitales para reducir el tiempo de producción de uno de sus productos de 11 a 8 segundos (Siemens, 2022).

Audi también ha implementado diversas tecnologías, por ejemplo, el mantenimiento predictivo en la planta en Neckarsulm para analizar cual maquina es más propensa a fallar usando *Big Data* que se recolecta del piso de producción. Utiliza drones para localizar aquellos vehículos que están listos para ser entregados al cliente. Sus ingenieros crearon una representación del piso de producción en 3D, generando nubes de datos mediante un scanner y en un futuro se desea complementar con la realidad aumentada. Implementaron realidad virtual durante la fase de diseño para evaluar el ensamblaje del modelo E-tron, todo de forma digital. Finalmente se encuentran desarrollando un algoritmo de *Deep learning* para detectar grietas en las láminas de metal (Audi, 2021).

Renault está desarrollando gemelos digitales en las diferentes fases del ciclo de vida de sus productos. En el diseño se usa para modelar la forma y apariencia de los interiores y exteriores del vehículo, las piezas que lo integran y simular su funcionamiento de forma virtual, por ejemplo, la ergonomía de los tripulantes, la aerodinámica, el rendimiento de los componentes y sistemas del automóvil, etc. Dichos datos se utilizan para crear los prototipos físicos del vehículo. También usan gemelos digitales para diseñar la línea de producción que fabricará dicho automóvil y probar aspectos tales como la configuración de las máquinas, el flujo de materiales, los movimientos del operador, entre otros (Le-boucher, 2022). Cabe destacar que una vez que se materializan los diseños digitales, se recolectan datos sobre su funcionamiento dentro del mundo real, mismos que se usan para actualizar los gemelos digitales durante su ciclo de vida (Le-boucher, 2022).

Airbus realiza las inspecciones de sus aviones mediante drones y realidad aumentada, los drones cuentan con cámaras mismas que transmiten las imágenes a un casco de realidad aumentada que portan los empleados de mantenimiento, de esta forma es más sencillo y rápido revisar los distintos componentes (Innovae, 2016).

Benteler, una compañía alemana dedicada a la transformación del metal, utilizan han implementado diversas tecnologías, entre los que se encuentran *Big Data* para detectar fallos en la calidad, reducir el consumo energético y optimizar los procesos; sistemas de visión computacional para posicionar los componentes de forma más precisa y en menor tiempo, así como detectar defectos o desviaciones en las tolerancias de los productos. (Benteler, 2022, b).

Tabla 3- Ejemplos de aplicaciones de la Industria 4.0 en diversas empresas

<b>Empresa</b>	<b>Tecnologías implementadas</b>	<b>Aplicaciones</b>
Seat	Cobots	Realizar tareas de montaje
	Vehículos guiados automatizados	Transporte de materiales
Siemens	AI	Detección de defectos en el producto en proceso
	Mantenimiento predictivo	Predecir fallos de las máquinas
	Gemelos digitales	Optimización de procesos
Audi	Mantenimiento predictivo	Predecir fallos de las máquinas
	Drones	Optimización de procesos
	Realidad virtual	Diseño de productos
	Inteligencia artificial	Detección de defectos
Renault	Gemelos digitales	Diseño de productos y procesos
Airbus	Realidad aumentada	Inspección de los componentes de los aviones
Benteler	<i>Big Data</i>	Detección de fallos, reducción del consumo energético y optimización de procesos
	Visión computacional	Montaje de componentes y detección de defectos

A partir de los ejemplos anteriores, se puede observar como las grandes compañías están apostando por la Industria 4.0 y la transformación digital a través de la adopción e implementación de nuevas tecnologías. Entre algunas de sus aplicaciones destacan el diseño de nuevos productos o servicios, la optimización de procesos y las actividades logísticas que suceden dentro de la misma empresa. Asimismo, se encuentran diversas compañías pertenecientes al sector automotriz, el cual es pionero en el desarrollo y adopción de nuevas tecnologías.

## 2.2 Industria 4.0 en el sector automotriz

El sector automotriz es uno de los principales actores dentro de la Industria 4.0 debido a que muchos de sus procesos ya se encuentran digitalizados o automatizados, y por ende poseen tecnología e infraestructura de última generación, además este cuenta con el capital y el personal necesario para implementar las tecnologías características de la cuarta revolución industrial. Esto se ve reflejado en la sección anterior, donde empresas pertenecientes a esta rama como Audi, Renault y Seat destacan por sus proyectos asociados a la Industria 4.0.

La industria automotriz juega un rol importante en el desarrollo socioeconómico de los países, ya que impulsa el crecimiento del PIB a través de la generación de empleos directos e indirectos y promueve el progreso científico y tecnológico mediante la inversión en investigación y desarrollo (Saberri, 2018).

Según la OICA (Organización Internacional de Constructores de Automóviles), en 2019 se vendieron 91.2 millones de vehículos y se produjeron 91.7 millones, siendo los mayores productores Estados Unidos, China y Japón (OICA, 2019). Además, se estima que este sector genera una facturación promedio anual de más de 2.75 trillones de euros, equivalente al 3.65% del GDP mundial e invierte alrededor de 84 billones de euros en investigación y desarrollo (Saberri, 2018).

Desde sus inicios, la industria automotriz se ha caracterizado como una fuente de innovaciones y generación de conocimientos, por mencionar algunas el surgimiento de la línea de producción y el nacimiento de la filosofía de *Lean Manufacturing*. Asimismo, no han dudado en adoptar los avances científicos y tecnológicos más recientes de cada época, en aras de innovar y mantenerse a la vanguardia, como la automatización de los procesos mediante el uso de robots autónomos y el desarrollo de vehículos eléctricos (Wankhede & Vinodh, 2021). Con el auge de la Industria 4.0, se prevén cambios dentro de la industria automotriz en el diseño de los vehículos, los modelos de negocio y los métodos de producción (Méndez Ramírez et al., 2021).

Es por ello que el surgimiento y la proliferación de la Industria 4.0 representa una gran oportunidad dentro del sector automotriz, y no solo eso, sino que la digitalización y automatización de los procesos de manufactura y de negocio se han convertido en un requerimiento para que las empresas puedan mantenerse competitivas (Boichuk, 2020). La transformación digital traerá más innovación en los siguientes 20 años que en los últimos 100 y se basará en 3 ejes principales:

*viajero conectado, conducción autónoma y la empresa y su ecosistema digital*, esta última compuesta por una cadena de suministro conectada, manufactura digital, servicios de postventa y mantenimiento digitales, datos automotrices, entre otros (Méndez Ramírez et al., 2021).

La transición hacia la manufactura digital requiere de grandes inversiones en conectividad y automatización. Este cambio en la infraestructura traerá una mayor flexibilidad a la producción, permitiendo la fabricación de productos personalizados y un mayor desempeño de las máquinas, las cuales serán capaces de alternar entre herramientas, disminuir el porcentaje de defectos, así como las fallas en estas (Méndez Ramírez et al., 2021). Otros beneficios esperados derivados de la implementación de las tecnologías de la Industria 4.0 en el sector automotriz son la retroalimentación entre los sistemas de manufactura y los trabajadores, decisiones basadas en datos dentro del piso de producción y monitoreo en tiempo real de las máquinas, lo que se traduce en un incremento de la productividad, eficiencia, y calidad de los procesos y una reducción en los costos de inspección, mantenimiento, reparaciones y scrap (Wankhede & Vinodh, 2021). Asimismo, se prevé que dichos cambios traerán una mayor transparencia y visibilidad de las operaciones, mejoras en el intercambio de información, reducción del consumo energético y de recursos y disminución de los costos operacionales y de producción (Bhatia & Kumar, 2020).

Bhatia & Kumar (2020) analizaron los factores críticos de éxito para implementar la Industria 4.0 dentro del sector automotriz, mismos que clasificaron como liderazgo de la organización, infraestructura de tecnologías de la información, aspectos financieros, apoyo externo, datos, colaboración y trabajo en equipo, involucramiento de la fuerza de trabajo, integración estratégica y aspectos legales. Posteriormente diseñaron un cuestionario para medir el efecto de dichos factores en la industria automotriz en la India y usaron 4 medidas de desempeño: operacional, del producto, económico y tiempo de respuesta. En base a las respuestas ajustaron un modelo de regresión por cada medida de desempeño para identificar la importancia de los factores de éxito.

Dentro de sus hallazgos destacan:

- La recolección, comprensión y explotación y uso de los datos y de herramientas de simulación es clave dentro de la Industria 4.0, ya que promueve la toma de decisiones en tiempo real.

- Le siguen en importancia los aspectos legales, que impacta 3 medidas de desempeño y se relaciona con la seguridad y los estándares para proteger la información y a los trabajadores.
- La colaboración y el trabajo en equipo tienen un efecto en el desempeño operacional y el tiempo de respuesta, ya que promueve la interconectividad y el intercambio de información, lo que agiliza la toma de decisiones.
- El desempeño del producto se ve afectado por la infraestructura de IT, la cual consiste en crear productos y servicios inteligentes a través del IIoT, CPS y la nube; además del entrenamiento, habilidades y empoderamiento de los empleados.
- El apoyo de instituciones gubernamentales y académicas se relaciona con el desempeño operacional.

Por el contrario, los principales desafíos que enfrentan las empresas son falta de personal calificado en los temas relacionados a Industria 4.0, cambios en las demandas de los clientes, lograr la sustentabilidad a largo plazo, digitalizar sus métodos de trabajo actuales, complejidad en el diseño de productos, accesibilidad e intercambio de datos y falta de máquinas avanzadas y riesgos de ciberseguridad (Wankhede & Vinodh, 2021). Otros desafíos técnicos son dotar de inteligencia a las máquinas y los procesos, que datos se van a recolectar y de qué forma, desarrollar sistemas modularizados para lograr la flexibilidad en la producción, el intercambio de datos mediante redes industriales inalámbricas y la modelación de los sistemas de manufactura (Coşkun, 2018). Cabe destacar que una de las herramientas para eliminar los desafíos e incrementar los beneficios de implementar la Industria 4.0 es la simulación (Coşkun, 2018).

Aunque aún existe incertidumbre alrededor del tema de Industria 4.0, las compañías han emprendido esfuerzos para incorporar diversas tecnologías dentro de sus procesos. Boichuk (2020) describe el caso de una empresa automotriz con 150 empleados ubicada en Polonia. Esta ha incorporado máquinas automatizadas con sensores, que permiten monitorear la calidad, el estatus de la máquina y de los consumibles, además informan de la demanda de materiales al almacén. Cada producto cuenta con su gemelo digital, contra el cual es comparado en la etapa final de la producción. Se usa la plataforma en la nube de Microsoft que integra a los usuarios, datos y sistemas de producción; se recolecta *Big data* sobre la calidad y carga de trabajo de cada orden para optimizar los procesos. Además, se aplican protocolos de ciberseguridad, el servidor está

protegido por un antivirus, se realizan frecuentemente copias de seguridad y se planea introducir la encriptación de los archivos (Boichuk, 2020).

Tal como está sucediendo alrededor del mundo, las empresas mexicanas no son la excepción y buscan integrar la Industria 4.0 dentro de sus operaciones, aspecto que se aborda dentro de la siguiente sección.

### **2.3 Industria automotriz en México**

México está posicionado como el 7 productor de vehículos y el 5 de autopartes a nivel mundial (AMDA, 2018). En 2017 la industria automotriz representó el 2.9% del PIB nacional y el 18.3% del sector manufacturero, convirtiéndola en la segunda industria más importante de manufactura. Genera un impacto en 157 actividades económicas de un total de 259, de las cuales 84 corresponden a la industria manufacturera y 73 a comercio y servicios y genera alrededor de 1.9 millones de empleos. Además, cabe destacar que ha tenido un crecimiento superior al PIB nacional desde 2010 (AMDA, 2018).

Existen 3 grandes clústeres localizados en las regiones norte y centro del país, los estados que concentran la mayor producción de automóviles y camiones son Sonora con 16.2%, Coahuila con 15.9% y Puebla con 13.6% del total (INEGI, 2016). Uno de los factores que ha incentivado el crecimiento de esta industria es la inversión extranjera directa, motivada principalmente por los bajos costos de mano de obra y las facilidades logísticas derivadas de la cercanía con Estados Unidos (Nava et al., 2019).

ProMéxico (2011) hizo un análisis de la industria automotriz dentro de nuestro país, entre sus hallazgos destaca que las fortalezas de este sector son los bajos costos de manufactura y la experiencia adquirida, por otra parte, entre las oportunidades se encuentran el crecimiento de industrias y servicios complementarios. Finalmente, dentro de las cosas a mejorar señala la calidad y cantidad de profesionistas, la relación academia-industria y la inversión en investigación y desarrollo.

El sector automotriz es clave para el desarrollo de México, ya que fortalece la industria local, el desarrollo de infraestructura y el desarrollo de capital humano (Nava et al., 2019), la implementación de la Industria 4.0 puede ser una alternativa para solucionar problemáticas como la sustentabilidad, solvencia económica, innovación y satisfacción del cliente dentro del sector automotriz (Méndez Ramírez et al., 2021). Cabe destacar que no se espera que México desarrolle

tecnologías o bienes de capital, sino que los aplique dentro de la manufactura y administración de la cadena productiva Álvarez, M, (2020).

La industria automotriz se clasifica en 4 categorías las cuales son vehículos ligeros, autopartes, vehículos pesados y distribuidores (Nava et al., 2019; Williams y Ülgen, 2012). En el caso de las autopartes, las empresas se clasifican en OEM (Fabricantes de Equipo Original por sus siglas en inglés), *Tier 1*, 2 y 3, los cuales son proveedores de primer, segundo y tercer nivel respectivamente (Nava et al., 2019, Williams y Ülgen, 2012). México cuenta con un rezago tecnológico debido a la poca inversión en innovación tecnológica dentro de las empresas de este sector, en las empresas *Tier 1* alcanza el 5%, mientras que en *Tier 2* y 3 es menor (Nava et al., 2019).

De acuerdo con el estudio realizado por Nava et al. (2019) sobre la implementación de la Industria 4.0 en las empresas clasificadas como *Tier 2* dentro del sector automotriz, las principales causas que han frenado la adopción de la Industria 4.0 son el desconocimiento de las tecnologías asociadas a esta, así como una falta de cooperación con las personas o empresas que las desarrollan; la falta de sistemas de información interconectados, por ejemplo el ERP con el sistema de producción; la resistencia al cambio de la generación e introducción de nuevas tecnologías y la escasez de capital financiero y humano para sustentar el cambio que implica la adopción de la Industria 4.0 . Es por ello por lo que es necesario desarrollar profesionistas que sean especialistas en las tecnologías disruptivas de la Industria 4.0, con habilidades multidisciplinarias, capaces de resolver problemas y tomar soluciones basadas en datos y con competencias sociales e individuales, así como aumentar las capacidades tecnológicas de las empresas (Carrillo, J., 2020).

Dentro de su análisis, Nava et al. (2019) investigaron dentro de 8 empresas de *Tier 2* acerca del uso de los pilares característicos de la Industria 4.0, donde destacan el análisis de *Big data*, la ciberseguridad y la computación en la nube como las tecnologías más usadas, además recalcan que el departamento donde se hace mayor uso de estas es el de producción. Finalmente, subrayan que el IoT es la tecnología con menor uso, lo que contrasta con la idea de que se trata de uno de los habilitadores principales dentro de esta cuarta revolución industrial.

Martínez, A. (2020) relata el caso de las filiales de la empresa GKN Driveline ubicadas en las ciudades de Celaya y Villagrán en el estado de Guanajuato. Esta se encarga de fabricar flechas de velocidad, juntas homocinéticas, transmisiones, entre otros productos, y se clasifica como *Tier 1*, por lo que provee autopartes a empresas como Nissan, Ford, General Motors, Honda, etc.

GKN Driveline empezó su transición hacia la Industria 4.0 en 2016, mediante el denominado Plan Global de Industria 4.0 y planea concluirla en 2024, buscando mejorar su productividad, reducir su tiempo de respuesta, ofrecer productos o servicios innovadores, que sean seguros y personalizables y cuidar el medio ambiente.

Para lograrlo, los autores definen 5 fases, cada una con objetivos específicos, mismos que se observan en la Figura 1.



Figura 1: Mapa de ruta de la empresa GKN Driveline para la implementación de la Industria 4.0 (Martínez, 2020)

La Figura 1 muestra las diferentes etapas para lograr la implementación de la Industria 4.0 y las acciones o proyectos que se desarrollarán en cada una de estas. El primer paso fue conocer la situación actual dentro de la empresa y en base a ella definir la misión, visión y los objetivos estratégicos respecto a la Industria 4.0, así como los requerimientos para implementarlos. Dentro de la fase 1 se abordaron aspectos como la trazabilidad de los productos y procesos, protocolos de ciberseguridad para proteger el acceso a la información y digitalización y automatización de los procesos. Posteriormente, en la fase 2 se centraron en el monitoreo remoto de las máquinas a través de IoT y el diseño de productos usando simulación. La tercera fase consiste en la integración de los diferentes sistemas de información y la generación de productos y procesos inteligentes. Finalmente, la última fase se basa en la generación y análisis de *Big data*, el monitoreo del consumo energético y la gestión del ciclo de vida de los productos.

Por su parte, la planta de Audi ubicada en San José Chiapa en Puebla es considerada como una de las más modernas del continente, esta fue diseñada por medio de simulación por

computadora, lo que permitió reducir su tiempo de construcción a 3 años y medio. Dicha planta incorpora equipo para reducir el consumo de agua, gas y electricidad, posee un centro de entrenamiento para capacitar a sus futuros empleados (Francis, 2016) e incorpora un centro de control para monitorear la producción del modelo Q5 y detectar desviaciones en el proceso, además este está conectado a otras plantas, mismas que pueden controlarlo de forma remota (Audi, 2016).

De igual forma, las plantas de Bosch en México implementan diversas tecnologías relacionadas a la Industria 4.0, como la automatización y digitalización de sus procesos productivos, el mantenimiento predictivo a partir de datos/señales que se recolectan en el piso de producción, el uso de tecnología para apoyar a los operadores dentro de sus tareas y el monitoreo de pallets en tiempo real, mediante el uso de códigos de barras (Hernández, L., 2020). En el caso de la planta ubicada en Guanajuato, la cual se encarga de producir componentes eléctricos para la industria automotriz, posee las tecnologías mencionadas, además de un centro logístico con la capacidad de intercambiar datos con clientes y proveedores, sistemas de control inteligente para regular aspectos como la temperatura y humedad y la capacitación de sus empleados en temas de Industria 4.0. (Oropeza et al., 2018).

Tanto GKN como Audi emplearon la simulación dentro de sus iniciativas de Industria 4.0 para el diseño de productos y de sistemas de manufactura respectivamente. Sonntag et al. (2021) destacan que la simulación es la tecnología más estudiada en el ámbito automotriz y que puede considerarse como esencial dentro del contexto de la Industria 4.0; le siguen IoT, CPS, automatización y *Big Data*.

En la Sección 2.4) se profundiza en el tema de interés principal en este trabajo de investigación, la simulación, la cual se clasifica principalmente en realidad virtual y aumentada, *digital twin* y herramientas/modelos de simulación. El objetivo de esta sección es describir las principales aplicaciones de la simulación dentro del sector automotriz, como lo son el diseño de sistemas de manufactura, la evaluación del desempeño de los procesos y el análisis de las causas y posibles soluciones de los problemas que afectan a la operación de los sistemas de producción (Ramírez-Granados et al., 2014).

## 2.4 Simulación

La simulación se define como el proceso de diseñar un modelo basado en un sistema real o hipotético para describir y analizar su comportamiento (Scheidegger et al., 2018), usando recursos como el tiempo y conocimiento para responder preguntas acerca del sistema de interés, que implicaría un gran costo o sería imposible hacerlo mediante experimentos en la vida real (Trigueiro de Sousa Junior et al., 2019). Surgió en la década de los 50's y ha evolucionado en conjunto con los avances tecnológicos, aprovechando el surgimiento de las computadoras personales, el internet, la computación distribuida, por mencionar algunos (Gunal, 2019b). La simulación se ha mantenido vigente hasta el día de hoy, ya que es una herramienta muy versátil y útil para la toma de decisiones, entre sus usos se encuentran la planeación, el diseño, validación, optimización y experimentación de productos, procesos y sistemas de producción (de Paula Ferreira et al., 2020).

La simulación nos permite evaluar distintos escenarios y analizar los riesgos, costos y barreras asociados a su implementación, además de estimar su impacto en el desempeño de los procesos (de Paula Ferreira et al., 2020), sin necesidad de hacer cambios en el sistema real.; representar sistemas complejos o con gran variabilidad y predecir el comportamiento del sistema antes de realizar grandes inversiones (Coşkun, 2018).

Por el contrario, entre sus desventajas se encuentran el tiempo de modelado y análisis que requiere, el entrenamiento y experiencia necesarios del modelador, requiere el uso de software especializado y el hecho que no garantiza encontrar la solución óptima, sino una mejor que la actual (Coşkun, 2018), por lo que se recomienda su uso cuando el sistema estudiado tiene variables con un comportamiento estocástico, con nula o mínima correlación y las variables son independientes e idénticamente distribuidas (Trigueiro de Sousa Junior et al., 2019).

Gunal (2019) señala que la simulación juega un rol muy importante dentro de la implementación de la Industria 4.0. Entre sus beneficios destacan la capacidad de experimentar con los parámetros de los procesos para optimizar su funcionamiento, por ejemplo sincronizar el funcionamiento de las máquinas para reducir el inventario en proceso; diseñar y probar el funcionamiento de máquinas y procesos de manera virtual ; entrenar a los trabajadores mediante el uso de AR y VR para incrementar sus habilidades, así como capacitarlos en temas de seguridad; predecir el comportamiento futuro del proceso través de datos que se recolectan del piso de producción.

De Paula Ferreira et al. (2020) afirman que las técnicas de simulación más usadas en el contexto de la Industria 4.0 son la simulación híbrida (combinación de 2 o más métodos de simulación), el Digital Twin (representación digital de un sistema físico, así como la integración de los espacios físico y virtual) y la simulación de eventos discretos, en la cual se centrará esta investigación y misma que se describe más adelante dentro de esta sección. Dentro de estos estudios, se destaca que son empleadas principalmente para modelar sistemas hipotéticos a partir de datos generados por los mismos investigadores.

Asimismo, las aplicaciones con mayor interés por parte de los académicos son la ingeniería de los procesos de manufactura, la programación, planificación y control de la producción. Otros problemas que se han abordado son optimizar el desempeño de los procesos, analizar el efecto de introducir nuevas tecnologías, diseñar una línea de producción, evaluar la eficiencia y eficacia de la línea, planear procesos logísticos, entrenar trabajadores, entre otros (Coşkun, 2018).

Gunal & Karatas (2019) exponen que los sectores industriales más estudiados son el automotriz, electrónico y la cadena de suministro, en parte porque las 2 primeras se caracterizan por un alto grado de automatización. En el caso de la industria automotriz, los usos comunes de la simulación son reducir el inventario de producto en proceso sin dejar sin insumos a las operaciones, lograr una utilización lo suficientemente alta (pero no demasiado) del personal y equipo de trabajo, evitar cuellos de botella en las operaciones encargadas del manejo de materiales y lograr las tasas de producción deseadas sin comprometer la calidad (Williams y Ülgen, 2012).

Vieira et al. (2018) afirman que una de las brechas en la literatura es el uso de la simulación de eventos discretos para analizar el desempeño de una organización o proceso antes y después de la implementación de la Industria 4.0 y de esta forma cuantificar el valor que esta última añade dentro de las empresas. Los autores descubren entonces que existen áreas de oportunidad en el estudio de las limitaciones y los requerimientos para integrar la simulación de eventos discretos con el Digital Twin, así como la generación de nuevos casos de estudio que involucren ambos conceptos (Agalianos et al., 2020). También el desarrollo de modelos de simulación-optimización que usen datos reales del proceso y generen información para la toma de decisiones dentro del proceso en tiempo real (de Paula Ferreira et al., 2020).

Asimismo, de Paula Ferreira et al. (2020) argumentan que aún queda por explorar el uso de la simulación para evaluar la integración de los principios y tecnologías características de la Industria 4.0 dentro de un ambiente virtual y a través de diferentes perspectivas: estratégica,

táctica, operacional, etc.(Agalianos et al., 2020). Por otra parte, todavía persisten limitaciones o desafíos ligados a los modelos de simulación que han surgido a través de su historia como lo son determinar el retorno de la inversión, incorporar el comportamiento humano, la división de las comunidades de simulación, la creación de falsas expectativas y la disminución en el tiempo de desarrollo de los modelos (Collins et al., 2021).

Dentro de la Industria 4.0, los modelos de simulación tradicionales nos permiten diseñar y mejorar los sistemas de manufactura, permite la implementación y el desarrollo de tecnologías disruptivas como los CPS, las Fábricas Inteligentes, *Digital twin*, Realidad virtual y aumentada, etc. (Gunal & Karatas, 2019). Asimismo, los avances en la simulación hacen posible el uso de modelos analíticos cada vez más avanzados y sincronizados con su entorno físico, lo que nos permite monitorear los sistemas reales a partir de los datos que generan, además del uso de recursos gráficos avanzados, todo lo anterior con el fin de respaldar la toma de decisiones (Santos et al., 2020).

La Simulación de eventos discretos (DES) se busca replicar el funcionamiento de un sistema real en el cual sus variables de estado cambian en puntos discretos del tiempo, se usa principalmente con sistemas complejos, interconectados y con variabilidad (Eriksson & Hendberg, 2021)

Sus principales beneficios son la capacidad de estudiar los elementos del sistema y sus interacciones; analizar el comportamiento del sistema años o meses en el futuro, dentro del presente; estudiar diferentes escenarios sin incurrir en riesgos o costos; monitorear y controlar el sistema; ser una herramienta para resolver problemas complejos; facilitar la toma de decisiones (Vieira et al., 2018), por lo que algunas aplicaciones comunes son el evaluar el impacto de realizar cambios dentro del sistema, como añadir una nueva máquina; analizar cuellos de botella, estimar la capacidad de un nuevo proceso (Eriksson & Hendberg, 2021) entre otras.

Cabe destacar que el uso de la simulación no garantiza encontrar el escenario óptimo, sino una mejora del escenario actual, por lo que para obtener mejores resultados es necesario combinar la simulación y la optimización, especialmente cuando se trata de sistemas complejos y con múltiples objetivos simultáneos (E. Ruiz et al., 2017).

Generalmente, la simulación de eventos discretos se usa para modelar las células de manufactura, las máquinas se modelan usando simulación de eventos discretos o basada en agentes y los procesos mediante ecuaciones (Gunal & Karatas, 2019).

Las principales etapas para la construcción de un modelo de simulación son en orden: la conceptualización del modelo, recolección de datos, validación de los supuestos, construcción del modelo, verificación y validación del modelo contra el proceso real, experimentación y documentación (Law, 2019). Cabe destacar que las 2 primeras etapas son las más importantes y de ellas depende en gran medida el resultado final (E. Ruiz et al., 2017), (Eriksson & Hendberg, 2021).

En el caso de la recolección de datos, (Vieira et al., 2018) exponen que las principales fuentes para ingresarlos al modelo son introducirlos de forma manual o en hojas de cálculo, adquirirlos de fuentes de datos intermedias (bases de datos, PLC, aplicaciones) o directamente de las fuentes (ERP, MES). Los datos que usualmente se recolectan dentro del contexto automotriz son tiempos de ciclo, de fallos (entre fallos y de reparación), tasas de retrabajo y de scrap, características de los equipos de manejo de materiales (tiempos de carga y descarga, capacidad, velocidad, fallos), políticas de asignación de recursos, horarios de trabajo, ausentismo, habilidades de los trabajadores y tasas de arribo de materiales (Williams y Ülgen, 2012).

Además, cabe destacar que la construcción del modelo requiere tiempo y experiencia del modelador, apoyo de las diferentes áreas de la organización y uso de herramientas y técnicas especializadas (Eriksson & Hendberg, 2021).

Dentro de la Tabla 4 se sintetizan las ventajas, desventajas y áreas de aplicación de la simulación de eventos discretos encontradas dentro de la revisión de artículos especializados de literatura, donde destaca su versatilidad debido a su implementación dentro de diferentes ámbitos o contextos.

Por otra parte, dentro de las ventajas se encuentran su capacidad para modelar sistemas complejos en grandes horizontes de tiempo, además de la habilidad de poder experimentar con el sistema sin realizar modificaciones de forma física. Sin embargo, una de sus principales desventajas asociadas a la simulación de eventos discretos son los tiempos de desarrollo de los modelos y el costo y la experiencia necesarios para el uso de software especializado de simulación.

Tabla 4- Características de la simulación de eventos discretos

<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>	<b>Aplicaciones</b>
Nos permite representar sistemas complejos o con gran variabilidad y analizar su comportamiento.	La modelación del sistema requiere tiempo.	Planeación, diseño, validación y experimentación de productos, procesos y sistemas de producción.
Es posible experimentar con el sistema virtual sin necesidad de hacer cambios o detener el sistema real.	Se necesita entrenamiento y experiencia sobre el uso de software.	Entrenamiento de trabajadores.
Minimiza los riesgos y costos de implementar cambios dentro del sistema estudiado.	Requiere de software especializado.	Programación, planificación y control de la producción.
Estudia el comportamiento de los elementos del sistema y sus interacciones.	No garantiza encontrar la respuesta óptima a los problemas estudiados.	Optimización de procesos.
Es posible analizar grandes horizontes de tiempo de manera rápida	Requiere apoyo de las diferentes áreas de la organización.	Evaluación del desempeño de una línea de producción.
		Evaluación del impacto de introducir nuevas metodologías/tecnologías dentro del sistema.
		Diseño de procesos logísticos.

De acuerdo con Vieira et al. (2018), las principales características que deben estar presentes en los modelos de Simulación de eventos discretos en la era de la Industria 4.0 son el intercambio automatizado de datos en tiempo real entre los objetos físicos que recolectan información y el modelo, el cual la procesa; la generación de modelos de manera rápida, para adaptarse a los cambios en el ambiente y la dinámica del mercado, por medio de submodelos reusables; visualizar el sistema simulado, ya sea por medio de la realidad virtual, aumentada o en 3D.

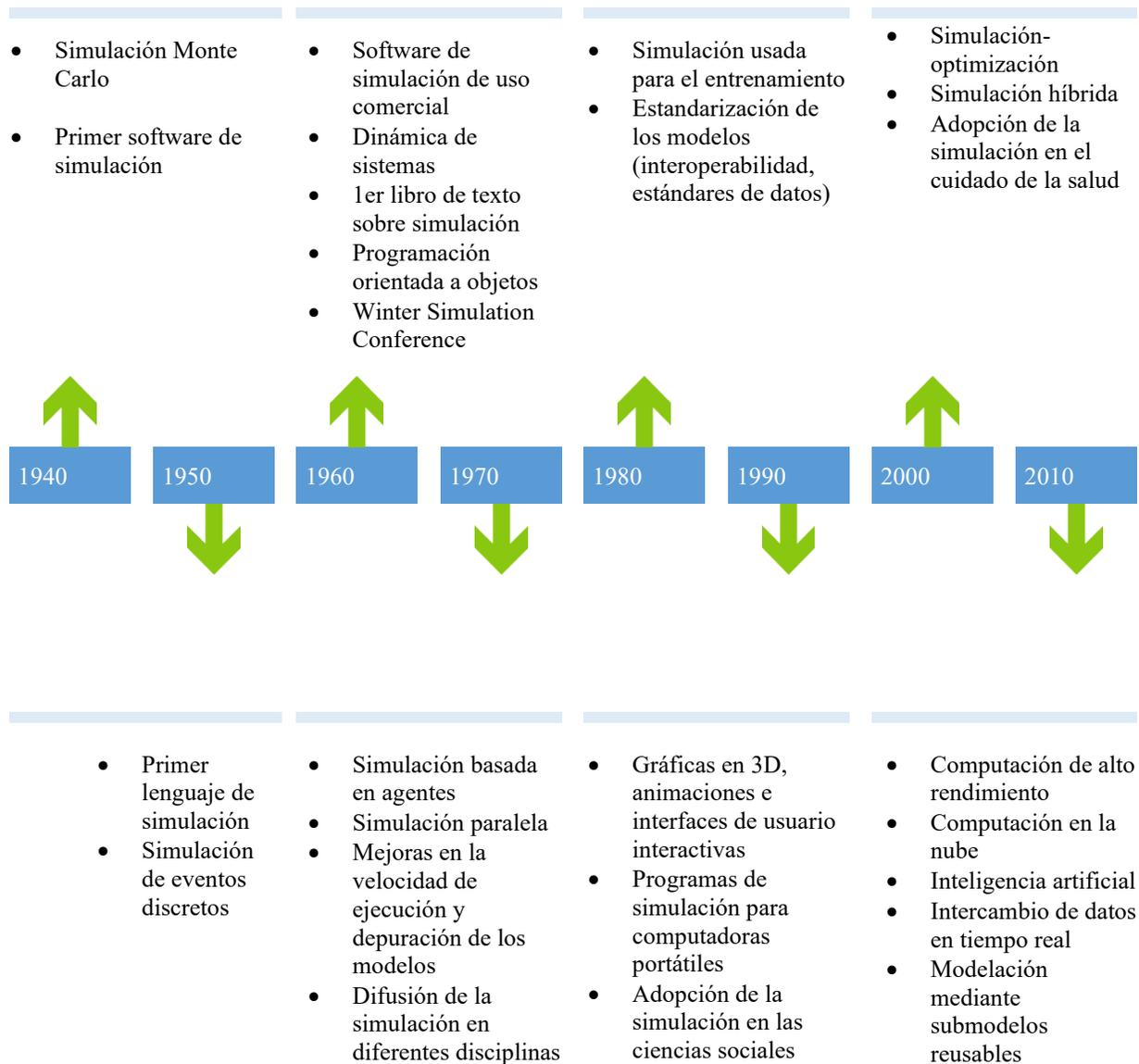


Figura 2- Evolución de la simulación a través de las décadas

La figura 2 fue elaborada a partir de la información recabada por Collins et al. (2021) , Howard, E. (2019). Uno de los puntos a destacar es que a pesar de que la simulación de eventos discretos surgió en la década de los 50's, continua vigente hasta la fecha como una herramienta para la mejora de procesos, debido a su versatilidad y habilidad para modelar sistemas complejos. Además, con el pasar de las décadas ha incorporado los avances tecnológicos de computación para incrementar el número de herramientas de las que pueden hacer uso los modeladores. En el caso

de la Industria 4.0, uno de los distintivos es la velocidad de obtención de los datos, así como su procesamiento.

Tomando en cuenta lo anterior, Tóth, et al (2018) clasifica los modelos de simulación en:

- Pasivos: Usan datos precargados de una base de datos, nos permiten predecir el comportamiento del sistema.
- Activos: Son los CPS, estos recolectan datos del sistema en tiempo real a través de sensores u otros mecanismos, los modelos de simulación acceden a dichos datos, ya sea de forma directa, por IoT, o mediante bases de datos y simulan el comportamiento de la línea y lo comparan contra KPI's predefinidos. Sí existe una diferencia entre estos valores, se toman medidas correctivas, ya sea que el modelo lo haga directamente o algún operador tome acciones. En resumen, nos permiten detectar problemas en el momento en el que suceden e intervenir rápidamente.

Cabe destacar que la evolución de los modelos de simulación de eventos discretos son los Gemelos Digitales o Digital Twin, mismos que permiten la toma de decisiones en tiempo casi real, a partir de los datos generados mediante dispositivos de IoT localizados dentro del piso de producción (Agalianos et al., 2020). Es entonces que el enfoque de la simulación dentro de la Industria 4.0 es el desarrollo de modelos que sean capaces de analizar datos en tiempo casi real para predecir el comportamiento del sistema y de esta forma agilizar y mejorar la toma de decisiones.

## **2.5 Modelos y casos de estudio de la simulación de eventos discretos en la Industria 4.0**

E. Ruiz et al. (2017) utilizaron un enfoque de simulación y optimización para rediseñar el *layout* del piso de producción de una empresa manufacturera usando el software *Fact analyzer*, con el objetivo de incrementar la eficiencia de las líneas de producción, reducir el movimiento de los montacargas, y en consecuencia los accidentes donde estos están involucrados. Para lograrlo unieron 2 líneas de producción en una sola y agregaron estaciones para montar algunos componentes fuera del flujo principal de materiales, además de integrar algunos de los principios de *Lean Manufacturing* al sistema. Con ello, dichos investigadores alcanzaron el mismo

rendimiento en la línea de producción, pero con la mitad de los operadores, además este resultado se puede incrementar al añadir 1 o 2 operadores más.

Una vez finalizado el modelo de simulación, E. Ruiz et al. (2017) analizaron la logística interna dentro de la misma empresa y propusieron alternativas para mejorarla integrando los principios de Lean y tomando en consideración la Industria 4.0. Ellos proponen el uso de un área centralizada para la preparación de material, capaz de recibir y proveer material a los diferentes procesos, combinado con el uso de área de almacenaje descentralizadas. Además, sugieren que cada producto cuente con un RFID o código de barras para identificarlo de manera única. Asimismo, aconsejan el uso de vehículos guiados automatizados para el transporte interno de materiales, que posean la capacidad de comunicarse con su entorno mediante IoT y que tengan integrado un modelo de simulación para generar nuevas rutas o modificar las existentes en caso de cualquier contratiempo. Para lograr esto, se requiere que los dispositivos estén interconectados y se deben gestionar aspectos como la estandarización, seguridad y privacidad de los datos.

Santos et al. (2020) desarrollaron un Digital Twin mediante Flexsim para el proceso de suministro de materiales en una empresa aeronáutica. El modelo analiza la demanda de 4 estaciones Kanban, cada una correspondiente a 1 línea de producción y genera 3 rutas sugeridas para satisfacer su demanda, tomando en consideración la distancia más corta y la mayor cantidad de materiales entregados. Cabe destacar que estos investigadores crearon una interfaz para conectar el mundo físico y el real mediante Excel, la cual toma las demandas de materiales del ERP y las transmite al modelo para que este sea actualizado en tiempo real. Mediante este proyecto, los autores lograron reducir en un 20% la distancia recorrida para surtir los materiales y por ende el movimiento innecesario de materiales y operadores dentro de la empresa.

Pekarčíková et al. (2020) simularon el comportamiento de una línea de pintura automotriz, que cuenta con 3 modelos de vehículos diferentes, cada uno con diferentes colores disponibles. Los autores se percataron de las largas distancias que debían recorrer los operadores para realizar sus tareas o para transportar ciertos componentes o herramientas por lo que decidieron rediseñar el layout, cambiando la posición de 2 estaciones de trabajo y transfiriendo una tarea de un operador a otro, reduciendo la distancia total recorrida por los trabajadores durante una jornada de 12 horas en 663.5 metros.

Vidrova et al. (2021) implementaron un modelo simulación-optimización usando el software Tecnomatix Plant Simulation dentro de una empresa automotriz en Eslovaquia para minimizar el tiempo necesario para completar el plan de producción de 3 productos. Para ello usaron el módulo de algoritmos genéticos integrado en el software con el fin de calcular el tamaño y secuencia de los lotes de producción, logrando reducir el tiempo para completar el plan de producción de 37 a 30 días. Posteriormente, utilizaron el resultado de los algoritmos genéticos para identificar los cuellos de botella, encontrando 2, y ampliaron su capacidad al doble, con lo que redujeron aún más el tiempo, hasta 22.9 días.

Siderska (2016) diseñó una línea de producción de clavos y la modeló usando Tecnomatix Plant Simulation. La autora ejecutó la simulación de la situación actual para identificar los cuellos de botella dentro del proceso, para ello analizó las estadísticas de operación de cada estación, y encontró que se trataba de la estación afiladora de los clavos. Decidió añadir otra estación paralela con la misma función para incrementar la eficiencia de la línea en un 70%,

Brun & Szwed (2021) aplicaron un modelo de simulación-optimización, usando el software Tecnomatix Plant Simulation, dentro de un proceso de fabricación de lentes para maximizar la producción total. Para lograr su objetivo, calcularon la capacidad idónea de los buffers dentro de la línea de producción, usando el método de algoritmos genéticos, mismo que implementaron mediante el módulo GAWizard integrado en el software, logrando un incrementar la producción de 3360 unidades a 3384.

Pekarčíková et al. (2021) desarrollaron un modelo de simulación mediante el software Technomatrix plant simulation para incrementar la eficiencia de las operaciones intra logísticas de una empresa dedicada a la fabricación de paso de alambre y cable de acero. Los autores simularon el estado actual del sistema e identificaron cuellos de botella, desperdicios y un flujo ineficiente de materiales, lo que ocasionaba que las líneas estuvieran desbalanceadas y se acumulara el inventario de trabajo en proceso. A partir de estos descubrimientos, proponen un escenario donde incorporan E-kanban, eliminan la mayoría de los buffers, añaden líneas transportadoras y juntan las operaciones de 2 estaciones de trabajo con el mismo funcionamiento en una sola. De esta manera logran simplificar las operaciones dentro del proceso de producción, mejorar el flujo de materiales y el desempeño de las operaciones, reducir los inventarios de producto en proceso y aumentar la producción de la fábrica.

Mikušová et al. (2020) describen la implementación de un modelo de simulación para incrementar la utilización de las máquinas dentro de una empresa de industria automotriz. Los componentes se fabrican mediante máquinas CNC y requieren de 6 operaciones, mismas que se pueden realizar en 3 máquinas. Actualmente la máquina 1 realiza las operaciones 1 y 4, la 2 las operaciones 2 y 5 y las 3 operaciones 3 y 6, sin embargo, dichas máquinas tienen tiempos de operación diferentes, lo que provoca una interrupción en el flujo de materiales. Para contrarrestar esto, decidieron que las operaciones se puedan realizar en más de una máquina de forma simultánea, cambiando así el flujo de materiales y logrando incrementar la utilización de las máquinas y reducir el lead time en 1 día y 8 horas.

Bambura et al. (2020) desarrollaron un *Digital twin* para el proceso de manufactura de bloques de motor dentro de una compañía perteneciente a la industria automotriz. Los datos (tiempo de operación, ocupación de los buffers, posición de los robots) se obtienen del piso de producción por medio de PLC's y se transfieren a una base de datos en la nube, mismos que se analizan mediante un modelo de simulación desarrollado en el software Tecnomatix Plant Simulation para reproducir en tiempo casi real el comportamiento de su contraparte física e identificar y predecir los cuellos de botella dentro del proceso.

Fedorko et al. (2018) utilizaron la simulación para diseñar un sistema de surtimiento de materiales *Milk Run* para 23 estaciones de trabajo que usa vehículos guiados automatizados con el fin de minimizar los transportes innecesarios y los paros provocados por la falta de materiales, tomando en consideración parámetros como el tiempo de respuesta, el volumen de piezas transportadas y la distancia recorrida.

Kliment et al. (2021) implementaron la simulación dentro de una compañía del sector alimenticio encargada de producir y empaquetar productos como ensaladas y pescados, con el objetivo de incrementar su capacidad de producción y la calidad del proceso. Una de las áreas de oportunidad que detectaron es el proceso de inspección, mismo que requiere transportes innecesarios y es ineficiente debido a los recursos y el tiempo que requiere, además en caso de detectar alguna anomalía, se descarta el lote de producción y se revisan individualmente los paquetes que lo conforman. Para solucionar esto, los autores proponen introducir un dispositivo que pueda inspeccionar los productos individualmente dentro del proceso de producción e introducir un manipulador para paletizar el producto terminado, con ello prevén

un incremento en la producción del 1.1%, asimismo afirman que dentro del caso de estudio solo trabajaron con un producto, pero la fábrica posee alrededor de 400 con características similares, por lo que dicha mejora podría ser aún mayor.

Ramírez-Granados et al. (2014) implementaron un modelo de simulación dentro de una empresa proveedora de componentes de la industria automotriz clasificada como Tier 1. Los autores seleccionaron una línea de producción encargada de fabricar partes para el panel de instrumentos de los vehículos, ya que se incrementó su demanda, por lo que desean analizar cuál es el número de operadores óptimo y cuáles son los cuellos de botella para incrementar la capacidad del proceso. Para ello analizaron 4 escenarios y concluyeron que si disminuyen los retrabajos en un 30%, la producción por hora aumenta de 430 a 656 unidades, además sugieren contratar 2 operadores más, uno para la estación de carga y otro para la de retrabajos.

Dentro de los principales hallazgos destacan que de los 12 artículos analizados, 5 se hicieron dentro del sector automotriz, sin embargo ninguno se desarrolló en México; 2 utilizan un enfoque de simulación-optimización, uno para calcular el tamaño y secuencia de los lotes de producción y el otro para calcular el tamaño de los buffers; 2 desarrollaron un Digital Twin para predecir la ocurrencia de cuellos de botella y crear rutas para la distribución de materiales. Entre las principales aplicaciones destacan las operaciones logísticas, el análisis y la optimización de los procesos y el monitoreo de sistemas de manufactura en tiempo real.

### 3 Metodología de investigación

#### 3.1 Metodología de Simulación de eventos discretos

En esta investigación se utiliza la metodología propuesta por Law (2019) para desarrollar un modelo de Simulación de Eventos Discretos. A continuación, se describen las 7 etapas y sus objetivos:

1. **Conceptualización del modelo:** definir los objetivos del estudio, su alcance, los recursos necesarios y su duración. Seleccionar las métricas para medir el desempeño del proyecto y los escenarios a modelar.
2. **Recolección de datos:** recolectar información sobre el sistema y sus procesos, documentar los supuestos.
3. **Validación de los supuestos:** exponer los supuestos ante un grupo de expertos para confirmar que son ciertos, de lo contrario reformularlos o añadir nuevos.
4. **Construcción del modelo:** seleccionar el medio en el cual se va a codificar el modelo (software comercial especializado o lenguaje de programación de uso general). Una vez hecho esto, se debe replicar el funcionamiento del sistema y sus supuestos mediante el medio seleccionado.
5. **Verificación del modelo:** Consiste en asegurarse que el modelo funciona adecuadamente, sigue una estructura lógica y se encuentre libre de fallos.
6. **Validación del modelo:** comparar los resultados de la simulación contra los datos recolectados del sistema real, para comprobar que el modelo es representativo del proceso.
7. **Experimentación:** para cada una de las combinaciones o escenarios a evaluar se debe determinar el tiempo de simulación, el periodo de calentamiento y el número de réplicas por experimento. Una vez que se evalúan dichos escenarios, se debe documentar los datos de entrada y sus resultados. Finalmente, se analizan los resultados y se evalúa si es necesario hacer más corridas o realizar otros experimentos.
8. **Documentación:** debe incluir una descripción del funcionamiento del programa, los supuestos, los resultados de los experimentos realizados y el proceso de construcción y validación del modelo. De esta forma se genera confianza en el uso del modelo, además facilita la modificación del programa en un futuro, ya que plasma el trabajo que ya se ha hecho, las decisiones que se tomaron y sus resultados.

Siguiendo las recomendaciones de Law (2019), se toma en cuenta la asesoría de expertos involucrados con la línea de producción como lo son los supervisores, ingenieros de proceso y operadores para verificar los supuestos, discutir y evaluar áreas de oportunidad y corregir o añadir elementos al modelo. También se busca la interacción de forma continua con los tomadores de decisiones (jefes de departamento) para involucrarlos dentro del proyecto y de esta forma eliminar barreras y/o facilitar el apoyo de otras áreas.

## **3.2 Diseño de la investigación**

### **3.2.1 Tipo de investigación**

De acuerdo con el análisis realizado por González (1993) la presente tesis es un caso de estudio con carácter evaluativo, ya que “mide los efectos de un programa y los compara con las metas que busca alcanzar”, es decir, se busca una mejora de un proceso dentro de una empresa y para ello se generan propuestas, mismas que se validan mediante el modelo de simulación. Igualmente, la investigación se considera experimental, debido a que dentro de la simulación el modelador controla y define los distintos escenarios que se buscan probar.

### **3.2.2 Enfoque de la investigación**

El enfoque de esta investigación es desarrollar una simulación de eventos discretos como instrumento para analizar el comportamiento de un sistema de manufactura, en este caso una línea de producción perteneciente a la industria automotriz, explorar las áreas de oportunidad dentro de este y cuantificar su impacto dentro del sistema de estudio. Para probar lo anterior, se busca lograr los siguientes objetivos:

1. Replicar el funcionamiento del sistema y sus entidades haciendo uso del software Tecnomatix Plant Simulation, utilizando la técnica de Simulación de eventos discretos.
2. Evaluar el impacto de los escenarios propuestos mediante el modelo de simulación en términos de la producción total de la línea y compararlo con el desempeño del sistema en su estado actual.
3. Encontrar la configuración óptima para la línea de producción al combinar los distintos escenarios mediante el uso de un diseño de experimentos.
4. Generar recomendaciones en base a lo aprendido mediante el modelo para mejorar el sistema real.

El modelo de simulación presentado dentro de este trabajo está basado en la línea de producción Main G01 encargada de producir el eje trasero de una camioneta SUV.

Se seleccionó dicha línea por ser una de las que cuentan con un mayor volumen de producción dentro de toda la planta con el de incrementar su productividad, por lo tanto, se delimitó como el indicador primario a la cantidad total de piezas producidas.

El proyecto inició en febrero y terminó en diciembre de 2022 y requirió el uso de una licencia para el software Tecnomatix Plant Simulation.

### **3.3 Recolección y tratamiento de los datos**

#### **3.3.1 Recolección de datos**

Una vez que se ha definido el alcance y los objetivos del proyecto, sigue la etapa de recolección de datos del sistema y sus diferentes procesos. Primero se definen cuáles datos o variables son necesarios para la modelación de la línea, entre los que se encuentran:

- Disponibilidad de máquinas (paros programados y no programados)
- Tiempos de ciclo de las diferentes operaciones
- Flujo de materiales
- Datos de producción
- *Layout*
- Número de operadores y sus estaciones asignadas

Se solicitaron los registros de estos datos correspondientes al año 2022 (desde el mes de enero hasta finales de mayo, ya que en esa fecha se inició el desarrollo del modelo) a los departamentos correspondientes dentro de la empresa (producción, calidad, mantenimiento).

En el caso de los tiempos de ciclo, se hizo un estudio de tiempos en el piso de producción para recabar dicha información. Para las operaciones manuales, se tomaron entre 30 y 50 datos, dependiendo de cada operación, en el caso de las operaciones automáticas solo se tomaron 5 muestras, ya que al ser actividades realizadas por robots su variación *es mínima*.

Por otra parte, en los transportes realizados por los brazos robóticos se tomaron los tiempos necesarios para llegar desde un punto A hasta una localización B y se formularon como una matriz.

En el caso de las fallas de las máquinas, se hizo un muestreo correspondiente al mes de mayo de los registros de mantenimiento, los formatos hora por hora llenados por los operadores y la bitácora del supervisor; todo con el fin de calcular el porcentaje de disponibilidad de cada estación y el tiempo promedio en ser reparada.

El *Layout* de la línea fue proporcionado por el departamento de ingeniería, mientras que los datos de producción mensual por el departamento de producción. Finalmente se hizo un mapeo del proceso en base a las observaciones hechas en piso de producción para identificar el flujo de materiales y las actividades asignadas a cada operador.

En la siguiente imagen se pueden apreciar los datos descritos anteriormente y algunas de sus características principales.

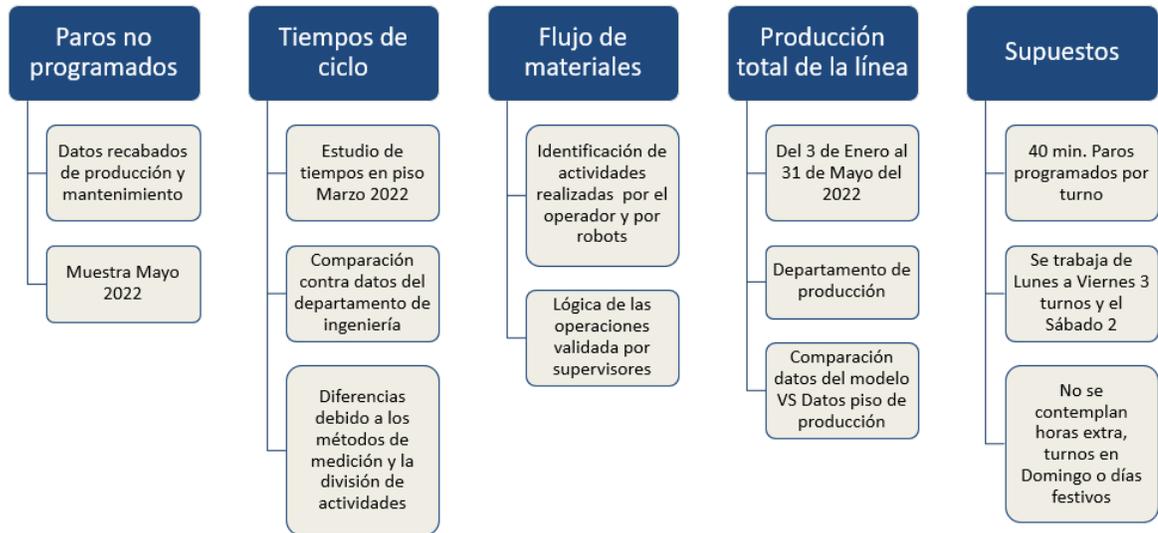


Figura 3-Datos recabados para la construcción del modelo de simulación y sus fuentes

La Figura 3 sintetiza los diferentes datos que se usaron para construir el modelo y sus fuentes. Asimismo, se describen los principales supuestos usados con el fin de simplificar el comportamiento del Sistema de manufactura.

### 3.3.2 Tratamiento de los datos

Una vez que los datos son recolectados, se les realiza un análisis exploratorio para tener un mejor panorama sobre estos y comprenderlos mejor. Se graficaron usando histogramas y

diagramas de caja para tener una idea sobre sus distribuciones, encontrar tendencias e identificar posibles datos atípicos o faltantes que pudieran ser perjudiciales en el futuro. Asimismo, se calcularon los parámetros de las muestras, como el promedio, la mediana y la desviación estándar.

Posteriormente se ajustan distribuciones de probabilidad a los datos de tiempos de ciclo correspondientes a las operaciones manuales usando la herramienta *Data Fit* incluida en el software de Tecnoamtix Plant Simulation, con el cual se desarrolló el modelo de simulación. Esta herramienta tiene como requisito que no estén presentes datos atípicos dentro de las muestras, por lo que en las operaciones donde hubo presencia de estos, se estudiaron para identificar si realmente reflejan el comportamiento del proceso o son producto de alguna situación extraordinaria, si esto último sucede, se eliminan de la muestra para hacer el ajuste de las distribuciones de probabilidad.

Se ajustaron varias distribuciones de probabilidad y se seleccionó la mejor en base a la prueba de bondad de ajuste y la gráfica de probabilidad de cada distribución proporcionadas por el software. Dentro de la sección de apéndices se muestran las distribuciones seleccionadas para cada operación, así como sus parámetros.

En el caso de las operaciones automáticas, se asume que su tiempo de ciclo es constante, pues al ser realizadas por robots la variación es mínima, a menos que la máquina presente una falla u ocurra alguna situación externa, por lo que solo se promediaron los datos.

Para representar los fallos de las estaciones, el software ajusta una distribución de probabilidad a partir de los datos de disponibilidad de las máquinas y su tiempo promedio en reparar indicados por el modelador.

### **3.4 Problemas metodológicos y limitaciones**

#### **3.4.1 Validez y confiabilidad**

La confiabilidad se refiere a la habilidad de un instrumento para generar resultados similares a través del tiempo (Surucu & Maslakci, 2020). Para garantizar la confiabilidad del experimento se tomaron las siguientes acciones:

- En la recolección de datos se definió un método de medición para cada una de las operaciones con el fin de evitar desviaciones ocasionadas por factores externos o de ruido en las diferentes observaciones:
  - El tiempo de ciclo de las máquinas se toma desde que se abre la compuerta de la estación, hasta que vuelve a cerrarse nuevamente, y solo en condiciones de

operación normales, es decir, se excluyen los paros no programados de las máquinas.

- Para las tareas realizadas por los operadores, a cada una se le delimitó un inicio y un fin, por ejemplo, el inicio pudiera ser cuando el trabajador agarra una determinada herramienta y el final cuando acaba sus tareas y la deposita nuevamente en su lugar. No se consideran las pausas de los operadores no relacionadas a sus tareas (distracciones).
- En el caso de la simulación, cada escenario se ejecutó múltiples veces para asegurarse de que sus resultados se encuentran dentro de un rango aceptable, representan el comportamiento del proceso y no tienen errores de modelación que puedan modificar los resultados.
- Se documentan los parámetros de entrada, el tiempo de simulación y los resultados.

La validez, por su parte evalúa si el instrumento realmente cumple la función para la que fue diseñado (Surucu & Maslakci, 2020). Para asegurarse que el modelo de simulación representa la línea de producción en la que está basado, se solicitó el apoyo de personal especializado de la empresa con el fin de verificar la lógica de las operaciones y el flujo de materiales.

Para validar los tiempos de ciclo de las operaciones, se compararon los datos recabados con los estudios de tiempos contra los valores estándar que tenía registrados la empresa, aquellos que presentaban una diferencia significativa se revisaron en conjunto con personal del área de Ingeniería y se corroboraron dentro del piso de producción y en caso de ser necesario, se hicieron los ajustes correspondientes.

### **3.4.2 Replicabilidad y reproducibilidad**

La reproducibilidad se refiere al hecho de que una persona externa pueda obtener los mismos resultados usando los datos recolectados por el autor del estudio o experimento (Agunis, et al., 2017).

Para asegurar la reproducibilidad del estudio, se documenta la lógica de cada una de las estaciones u objetos usados dentro del modelo, se registran los valores de los diferentes parámetros como el tiempo de ciclo y los datos sobre fallos, las distribuciones de probabilidad usadas, se valida con personal especializado para confirmar que los bloques representan el comportamiento del sistema de producción y se registran los escenarios a evaluar sus resultados. Además, se

documentan los aspectos más relevantes de cada escenario (modificaciones que se hicieron al modelo para formularlos, su justificación, parámetros de entrada, resultados, réplicas, etc.) para que se puedan repetir en un futuro por personal externo a la presente investigación.

La replicabilidad consiste en que otra persona pueda obtener resultados similares, usando los mismos métodos, pero con sus propios datos y en un contexto diferente (Agunis, et al., 2017). Con el fin de lograr la replicabilidad, se elaboró un modelo conceptual antes de modelar la línea en el software de simulación, con el fin de entender y validar el comportamiento del sistema y las interacciones entre sus elementos. De esta forma, se conservan los detalles más significativos del funcionamiento de la línea, aunque pueden existir variaciones inherentes a la experiencia y el enfoque con las que el modelador representa el funcionamiento de los diferentes elementos del sistema, el nivel de detalle, los datos utilizados, las distribuciones de probabilidad seleccionadas, etc.

### **3.4.3 Representatividad y sesgo**

Para asegurar la representatividad del modelo, este se validó ante expertos en simulación y los expertos o dueños del proceso para confirmar que es representativo del proceso real y por lo tanto puede ser usado como una herramienta para la toma de decisiones. Además, sus resultados se contrastan contra datos reales de producción de la línea para evaluar si el comportamiento del modelo se asemeja al sistema real.

En el caso del sesgo, para evitarlo, durante cada una de las etapas de la metodología de simulación contó con la participación de personal de la empresa con el fin de validar la construcción y funcionamiento del modelo, cuando hubo diferencias se analizó la causa y en caso de ser necesario, se hicieron las correcciones pertinentes.

## 4 Resultados

### 4.1 La línea Main G01

#### 4.1.1 Descripción del proceso

El modelo de simulación está basado en la línea de producción para autopartes Main G01, ubicada en una planta dentro de la ciudad de Puebla, México. Dicha línea está compuesta por operaciones automáticas y semiautomáticas que requiere la asistencia del operador para la carga y descarga de materiales (en su mayoría de soldadura), y está enfocada únicamente en la producción del eje trasero de cierto modelo de camioneta SUV. Todas las operaciones de soldadura son realizadas por robots, a excepción de los retrabajos que ocurren en la estación 160. De igual forma, las tareas de los operadores consisten principalmente en la carga, descarga e inspección de materia prima y producto en proceso.

El modelo de simulación no considera el surtimiento de materiales de la línea, si no que se supone que hay disponibilidad de materia prima en todo momento, ya que en la línea real hay estaciones de supermercado que se surten continuamente y por lo tanto es inusual que falten materiales. El modelo finaliza en la operación GP12, antes de los procesos de pintura y embalaje. El flujo de materiales y el *layout* simplificado de la línea de producción se pueden observar en la Figura 4.

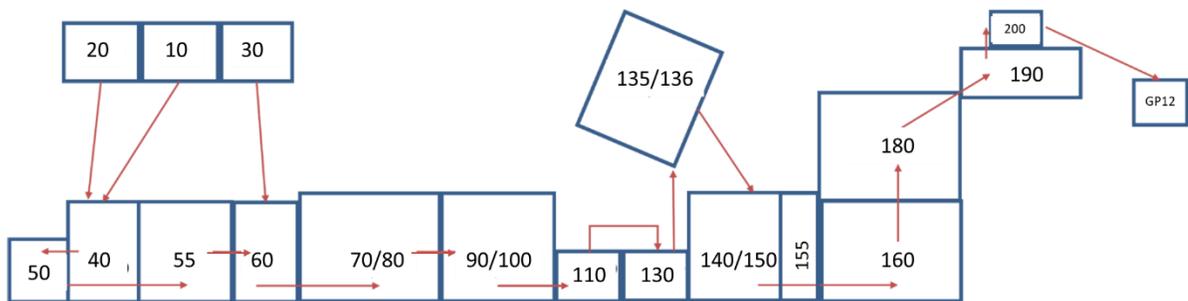


Figura 4- Layout de la línea de producción

Las actividades que se realizan dentro de cada una de las estaciones son las siguientes:

- **Estación 10:** Se sueldan las partes inferior y superior del travesaño frontal provenientes del área de prensas. Cuando termina el procesamiento, un operador descarga el subensamble en un carrito Kanban y realiza la carga de materia prima para una nueva pieza.

- **Estación 20:** Se sueldan las partes delantera y trasera del travesaño trasero provenientes del área de prensas. Cuando termina su procesamiento un operador descarga el subensamble en un carrito Kanban y realiza la carga de materia prima para una nueva pieza.
- **Estación 30:** Se producen los componentes denominados brazo de caída izquierdo y derecho. Cuando termina su procesamiento un operador descarga el subensamble en un carrito Kanban y realiza la carga de materia prima para una nueva pieza.
- **Estación 40:** Se sueldan los subensambles provenientes de las estaciones 10 y 20, junto con otro componente, conocido como tubos de hidrorformado, mismos que provienen del área de prensas. En esta estación toma forma la estructura base del eje, a la cual se le añadirán nuevos componentes en las estaciones siguientes. Una vez finalizado su procesamiento, un brazo robótico transfiere el subensamble a la operación 50
- **Estación 50:** El subensamble proveniente de la estación 40 se somete a otro ciclo de soldadura y cuando este termina, el brazo robótico lo transfiere a la estación 55. El brazo robótico designado para el transporte es el mismo para las estaciones 40 y 50, y cuenta con una doble garra, lo que le permite hacer la carga y descarga al mismo tiempo.
- **Estación 55:** Un operador inspecciona el subensamble usando cámaras de visión computacional. Posteriormente, se marca la pieza con un código QR y una leyenda para garantizar su trazabilidad. Finalmente, un brazo robótico coloca la pieza en un buffer de transferencia.
- **Estación 60:** El brazo robótico toma el subensamble de la estación 55 del buffer de transferencia y lo coloca en la estación 60, donde se suelda con las piezas provenientes de la 30, las cuáles son colocadas por un operador. Después un brazo robótico mueve la pieza a la siguiente estación.
- **Estación 70/80:** Las operaciones 70/80 se realizan dentro de una misma estación, la cual está compuesta por un robot de soldadura fijo, una mesa giratoria, separada en dos por una paleta, y un brazo robótico.
  - Mientras el robot realiza la operación 70 de un lado de la mesa, el operador realiza la carga de materia prima para la operación 80 del otro lado.
  - Una vez finalizada la operación 70, el brazo robótico recoge el subensamble de la operación 70, la mesa gira y el brazo robótico deposita el subensamble en la operación 80 y se invierten las actividades, de un lado de la mesa se realiza la

operación 80 y al mismo tiempo, en el otro lado de la mesa el operador realiza la carga de materia prima de la operación 70.

- Cuando finaliza la operación 80, el brazo robótico transporta su producto a la operación 90/100.
- **Estación 90/100:** Funciona al igual que la estación 70/80; se trata de una mesa giratoria dividida por una paleta. Una vez terminado su procesamiento, un brazo robótico transporta el subensamble a la estación 100.
- **Estación 110:** la pieza pasa por otro ciclo de soldadura y al finalizar es transferida a la estación 130 por un brazo robótico.
- **Estación 130:** La operación 130 realiza cortes por medio de un láser a las piezas y esta es considerada como el cuello de botella de la línea. Aquí un brazo robótico de doble garra realiza la carga del subensamble de la estación 110 y su descarga a la estación 135/136.
- **Estación 135/136:** Funciona de manera similar a la estación 70/80, sin embargo, la descarga de la operación 136 la realiza el operador con ayuda de un polipasto (grúa), con el cual coloca el subensamble en una mesa de trabajo y procede a inspeccionarlo.
- **Estación 140/150:** Sigue la misma lógica que la operación 70/80 con ligeros cambios.
  - Mientras se realiza la operación 150, el operador descarga el producto en proceso que acaba de finalizar su procesamiento de la operación 140 y lo deposita en un buffer temporal. Después carga la materia prima necesaria para la operación 140 y el subensamble proveniente de la operación 136 usando un polipasto.
  - Cuando finaliza la operación 150, la mesa gira y se invierten los papeles. Mientras los robots de soldadura realizan la operación 140 de un lado de la mesa, en el otro, el operador realiza la carga de materia prima para la operación 150. Para ello toma el subensamble de la operación 140 que se encuentra en el buffer temporal y con un polipasto lo transfiere al área que corresponde a la operación 150 y después carga otros componentes de menor tamaño.
  - Cuando se termina la operación 150, un robot mueve la pieza a la estación 155.
- **Estación 155:** el subensamble pasa por otro ciclo de soldadura y al finalizar se deposita en el buffer de transferencia de la estación 160.
- **Estación 160:** Aquí se realizan los retrabajos de las estaciones previas y se cuenta con 2 subestaciones y dos operadores, un soldador y un inspector.

- Un brazo robótico toma el subensamble de la mesa de transferencia de la estación 155 y lo deposita en cualquiera de las 2 subestaciones que esta desocupada. Primero el soldador realiza los retrabajos y después el inspector revisa la pieza, por lo que, en caso de estar las 2 subestaciones ocupadas, ambos operadores pueden trabajar de forma simultánea.
- Cuando el inspector finaliza, le indica al brazo robótico que tome la pieza y la transfiera a un buffer de enfriamiento, donde descansa un periodo de tiempo. Cuando este termina, el brazo robótico la deposita en la estación 180.
- **Estación 180:** Esta compuesta por dos robots punzonadoras, los cuales le realizan perforaciones al subensamble. Una vez que terminan su procesamiento, un brazo robótico mueve la pieza a una cámara donde se inspecciona la pieza y posteriormente la depositan en una pared giratoria que actúa como buffer.
- **Estación 190:** Un brazo robótico toma los subensambles de la pared giratoria y los deposita en un dispositivo conocido como patrón final, donde se verifican las tolerancias geométricas de la pieza. Si cumple con estas el brazo robótico las transfiere a la estación 200, de lo contrario se clasifican como merma y se colocan en un buffer para ser retiradas de la línea.
- **Estación 200:** Se marca la pieza con un código de serie. Luego el brazo robótico la deposita en los *racks* ubicados sobre una banda transportadora. Una vez que se llena el rack con 6 piezas, un montacargas lo mueve a la estación de GP12
- **GP12:** Un operador verifica cada una de las piezas con *gages* para comprobar que cumplen con los estándares de calidad, cuando termina, el montacargas mueve el rack hacia un área de espera, donde un *tugger* (tren de arrastre) toma 2 y los lleva al área de pintura.

Todas las operaciones de soldadura son realizadas por robots excepto los retrabajos de la estación 160, por lo que las tareas de los operadores consisten en carga, descarga e inspección.

La Tabla 5 muestra los datos que se usaron dentro del modelo para la disponibilidad, el tiempo promedio para reparar (MTTR por sus siglas en inglés) y el tiempo de operación de las máquinas para cada una de las estaciones de trabajo. Las unidades de tiempo corresponden a minutos, segundos y milisegundos respectivamente.

Tabla 5-Datos de fallos de las estaciones

<b>Operación</b>	<b>Disponibilidad</b>	<b>MTTR (minutos:segundos)</b>	<b>Tiempo de máquina(minutos:segundos)</b>
10	97.8%	22:39	01:26
20	94.9%	23:54	01:21
30	96.9%	25:00	01:20
40	95.6%	23:39	01:16
50	99.7%	21:21	01:33
55	100%	0	38
60	96.2%	20:22	01:14
70	97.1%	13:16	55
80	100.0%	0	50
90	95.3%	14:31	49
100	100%	0	51
110	99.9%	21:53	01:10
130	96.7%	21:52	01:36
135	94.8%	16:46	50
136	100%	0	01:03
140	97.3%	15:29	49
150	99.8%	26:09	56
155	99.9%	20:06	01:18
160	99.9%	16:44	01:25
180	94.5%	37:38	01:30
190	92.8%	21:41	34
200	99.9%	20:26	27

Aquellas máquinas que tienen una disponibilidad del 100% es porque no hubo registros de falla o porque se trata de operaciones dobles, ya que en la realidad estas se manejan como una misma estación, pero dentro del modelo se tratan como independientes. La última columna de la Tabla 5 solo representa el tiempo de procesamiento de la máquina, mas no su tiempo de ciclo, ya que falta considerar las actividades que realiza el operador (donde las hay) y los tiempos de transporte.

#### 4.1.2 Situación actual

Una vez que se construyó el modelo, este se presentó ante personal especializado con el fin de verificar su funcionamiento, además se compararon sus resultados contra los datos obtenidos de la línea. Dentro de esta sección se explicará con mayor detalle estos pasos. La Figura 5 muestra el modelo de simulación que se desarrolló usando el programa Siemens Tecnomatix Plant Simulation. En los apéndices se muestran imágenes del modelo con mayor detalle. Dentro del apéndice 2 se aprecian las operaciones 10 hasta la 70/80, en el 3 las operaciones 90/100 hasta la 150 y el apéndice 4 las operaciones 160 hasta la parte final de la línea.



Figura 5- Visualización de modelo dentro del software de simulación

El modelo sigue la distribución del *layout* de la línea real, cuenta con gráficos en 3D y se delimitan las estaciones mediante objetos como paredes o barreras, tal como sucede en la línea real.

Con el fin de evaluar el comportamiento del modelo y validar su funcionamiento, se utilizó el objeto *Experiment Manager* para ejecutar la simulación 30 veces. Se simuló desde enero hasta mayo del año 2022 y se hizo un análisis descriptivo de los datos usando Minitab, el cual se muestra en la Figura 6. En base a esto es posible afirmar, con un 95% de confianza, que la producción generada por el modelo se encuentra entre 68,028 y 68,237 unidades, con un promedio de 68,132 unidades. La producción total de la línea real fue de 68,800 piezas dentro del mismo periodo, por lo que el modelo cuenta con una precisión del 98.91%.

## Informe de resumen de Situación actual

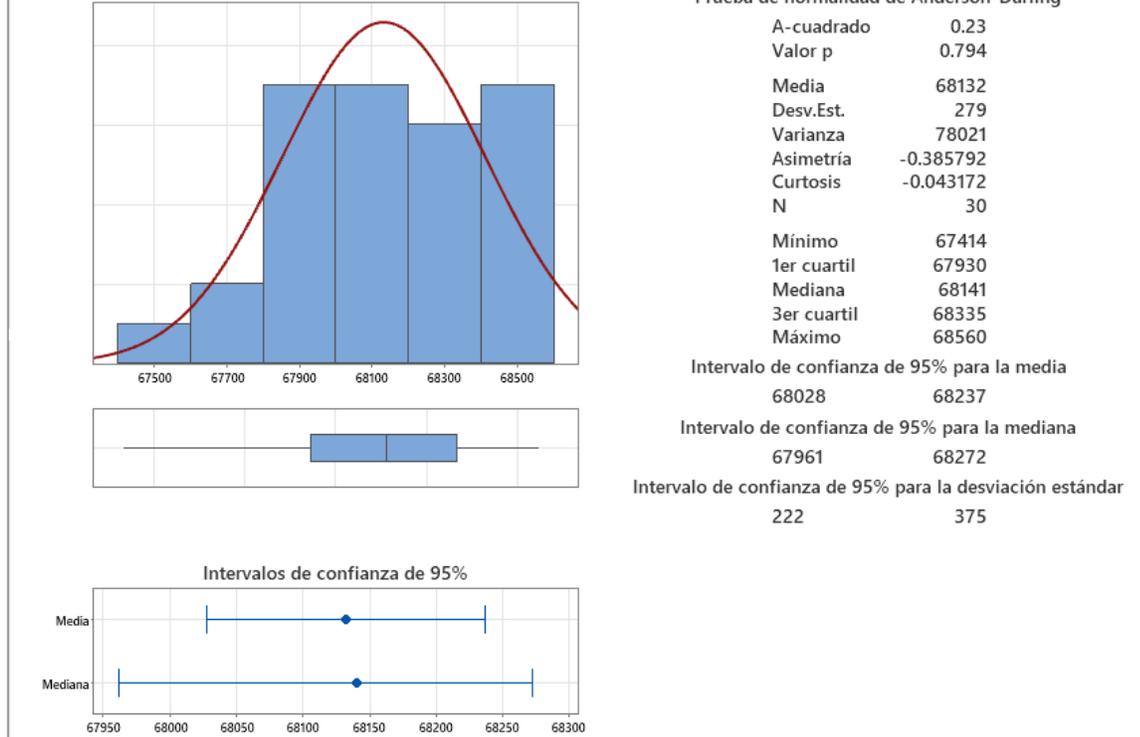


Figura 6-Estadísticas descriptivas de los resultados de la simulación de la situación actual de la línea

Se utilizó el objeto *Bottleneck Analyzer* para identificar las operaciones cuello de botella. Este estudia el comportamiento de cada una de las estaciones y clasifica su funcionamiento en diferentes estados (*Working*, *Set-Up*, *Waiting*, *Blocked*, *Powering Up*, *Disrupted*, *Stopped* y *Paused*), cuyo significado de acuerdo con el software se presenta a continuación.

- **Working:** El objeto cumple la función para la que fue diseñado, por ejemplo, procesar (máquinas) o transportar (vehículos, brazos robóticos) una pieza.
- **Setting up:** Tiempo de preparación o ajuste de la máquina antes de empezar su producción.
- **Waiting:** La estación espera a que suceda un evento para ejecutar sus operaciones, por ejemplo, una máquina espera a que le llegue materia prima para procesarla.
- **Blocked:** las piezas no se pueden mover a su sucesor, por lo que se quedan en el objeto. Por ejemplo, si se tienen dos 2 operaciones en secuencia y la segunda dura más que la primera, la primera debe esperar a que la segunda termine para transferirle la pieza y poder procesar una nueva.

- **Powering up/down:** el objeto cambia su estado de energía, como encendido y apagado.
- **Failed:** El objeto no puede trabajar debido a que presenta algún fallo.
- **Stopped:** Está relacionado al objeto *LockoutZone*, donde se establece que, si falla alguna máquina, las demás también deben detenerse, aunque estas no presenten ninguna falla.
- **Paused:** Son los paros programados dentro de los días programados de producción.
- **Unplanned:** Los objetos no están programados para trabajar, por ejemplo, en días festivos o fines de semana.

La Tabla 6 muestra el porcentaje del total del tiempo de la simulación que cada objeto estuvo en cada estado (los estados aparecen en las columnas 2 a 9). Estos valores se usan para calcular la última columna denominada *Sort Criteria*, la cual es un *ranking* de las operaciones cuello de botella, mismas que están ordenadas de mayor a menor. Aquellas operaciones con los valores más altos son consideradas como los cuellos de botella. Cabe aclarar que solo se muestran las 10 primeras operaciones de acuerdo con la columna *Sort Criteria*,

Tabla 6-Cálculo de los cuellos de botella de la línea generado por el Software

Operación	Estado								Sort Criteria
	Working	Set-up	Waiting	Blocked	Powering UpDown	Disrupted	Stopped	Pause	
Banda transportadora	100	0	0	0	0	0	0	0	100
OP10	57	0	21	9	0	4	0	9	70
OP20	54	0	22	9	0	6	0	9	69
OP160 R	58	0	28	6	0	0	0	9	67
OP130	62	0	21	13	0	3	0	1	65
OP30	53	0	25	10	0	3	0	9	65
OP40	50	0	24	13	0	4	0	9	62
OP180	58	0	32	6	0	4	0	1	62
OP50	61	0	25	9	0	0	4	1	62
OP60	48	0	37	3	0	3	0	9	60

A partir del análisis realizado por el objeto *Bottleneck Analyzer*, se puede concluir que las operaciones 130, 180, 40,50 y el retrabajo en la estación 160 son los principales cuellos de botella, debido a que aparecen en las primeras posiciones de la tabla. Las estaciones 10, 20 y 30 aparecen en la lista, aunque estas trabajan un mayor porcentaje del tiempo a comparación de las otras ya que no dependen de las demás y sus únicas limitantes son la capacidad del buffer, la disponibilidad del operador que las maneja y la disponibilidad de materia prima. Por el contrario, las demás

operaciones trabajan de forma secuencial y dependen de las operaciones sucesoras y predecesoras para continuar operando.

Dentro de la Figura 7 se puede visualizar la información que se despliega en la tabla del objeto *Bottleneck Analyzer*.

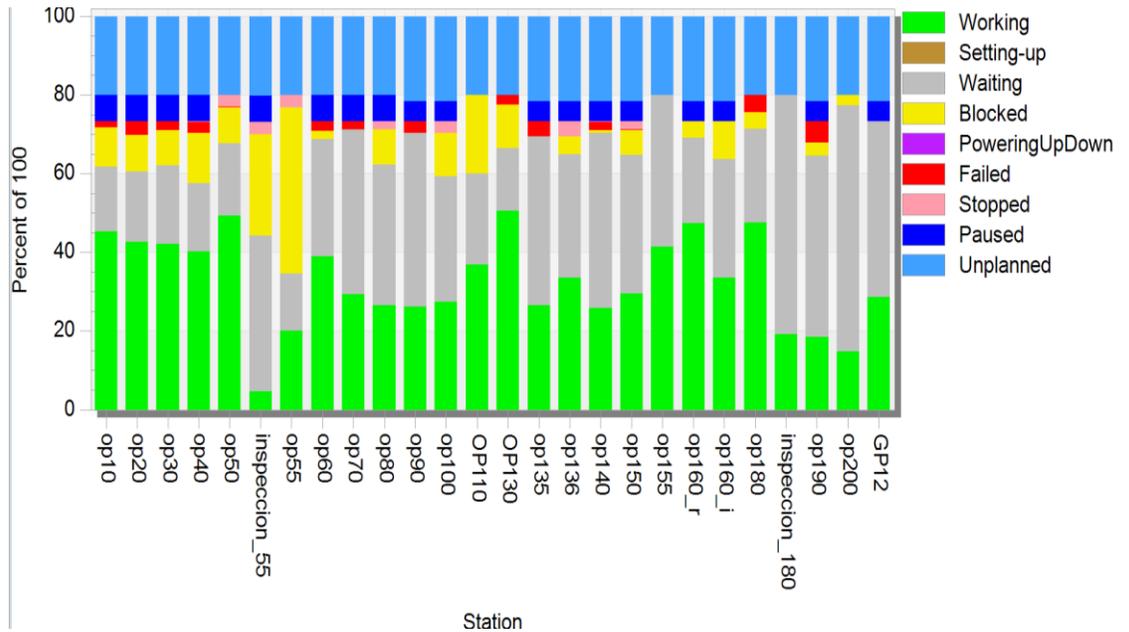


Figura 7-Comportamiento de las estaciones de trabajo dentro de la simulación

Se puede apreciar que las estaciones consideradas cuello de botella (40, 50, 130, 160 y 180) se encuentran un mayor porcentaje del tiempo en el estado *Working* (trabajando) a comparación de sus predecesoras y antecesoras, mismas que presentan tiempos de espera o de bloqueo mayores y por lo tanto su porcentaje de trabajo es menor.

Cabe destacar que en las estaciones 55, 70/80, 90/100/ 135/136, 140/150 y 180 se subdividieron las operaciones en dos o más, por eso aparecen separadas dentro de la gráfica, aunque pertenezcan a la misma estación. Además, en el caso de las estaciones semiautomáticas (10, 20 y 30), el software interpreta los tiempos de carga y descarga realizados por los operadores como si la máquina estuviera en los estados *Waiting* y *Blocked*.

## 4.2 Experimentación

Las ideas de mejora se formularon a partir de las observaciones hechas dentro del piso de producción, entrevistas no estructuradas a personal de la línea como supervisores, ajustadores y

operadores, mismas que apoyaron a la identificación de factores relevantes para el diseño de experimentos con simulación. De igual forma se hizo una revisión de literatura de artículos en revistas especializadas y la simulación de escenarios extra para identificar otras áreas de oportunidad. Finalmente, mediante la simulación-optimización se calculó la capacidad optima de los buffers, lo que se conoce dentro de la literatura como el problema de asignación de buffers.

A continuación, se explica con detalle cada una de estas herramientas y sus implicaciones dentro de la experimentación, misma que se realizó en 3 fases.

1. **Diseño de experimentos con simulación (DOE):** Dentro del DOE se evaluaron aquellas áreas de oportunidad resultantes de analizar el comportamiento de la línea de producción e interactuar con personal calificado. Se seleccionaron aquellos factores que se consideran relevantes y que son factibles de modificar, esto en conjunto con supervisores de la línea.
2. **Distribución óptima de los buffers:** Dentro de este escenario se busca encontrar la configuración óptima que permita incrementar la productividad al modificar el tamaño de cada uno de los buffers dentro de la línea. Este problema se conoce en la literatura como el problema de asignación de buffers y se trata de un problema de optimización. Para resolverlo se usaron algoritmos genéticos mediante el módulo de *GA Wizard*. Esta alternativa se excluyó del diseño de experimentos ya que cambiar todos los buffers es complejo, debido a que estos tienen componentes electrónicos y, además, se deben reprogramar los brazos robóticos encargados del transporte de materiales.
3. **Escenarios extra:** Los siguientes escenarios surgen de las posibilidades de experimentación que ofrece la simulación y las herramientas proporcionadas por el software Tecnomatix Plant Simulation. Las variables que aquí se presentan se excluyeron del DOE ya que sus niveles son difíciles de combinar con los factores considerados dentro del DOE dentro de un mismo modelo, por lo que se tomó la decisión de evaluarlos por separado. En el caso de las últimas 2 variables, estas se excluyen del DOE ya que se desea hacer un análisis de sensibilidad para estudiar cómo influye la disponibilidad de las máquinas y sus tiempos de operación en la producción e identificar cuál de las operaciones tiene un mayor efecto sobre dicho valor, por lo que se decidió modelarlas como variables independientes. Los escenarios que se evaluaron son los siguientes:
  - **Asignación de operadores y tareas:** Se modifica el número de operadores y las tareas a las que están asignados para analizar su impacto en la productividad.

- **Planeación de los tiempos libres de los operadores:** Se evalúa cuál de las 2 alternativas genera mejores resultados, dejar salir a los operadores de forma simultánea en su horario de comida o dejarlos salir de forma secuencial.
- **Reducción de los tiempos de operación de las estaciones de trabajo:** Se desea evaluar cuál de todas las estaciones tiene una mayor influencia sobre el funcionamiento general de la línea. Para ello se analiza el impacto de reducir en un 10% el tiempo de operación de cada una de las estaciones para identificar cuál genera un mayor incremento en la producción. Para definir ese valor se consultó con expertos en simulación y se seleccionó ya que pudiera ser factible de lograr.
- **Incremento de la disponibilidad de las estaciones de trabajo:** Se desea estudiar como influyen los fallos en la producción y cuál de las estaciones tiene un mayor efecto, por lo que se analiza el impacto de incrementar en un 1% la disponibilidad de cada una de las estaciones para identificar si esto ocasiona un incremento de la producción de la línea. Para seleccionar dicho valor, se consultó con personal del área de mantenimiento.

#### 4.2.1 Diseño de experimentos

A continuación, se enlistan los factores que se consideraron dentro del diseño de experimentos y la justificación para seleccionarlos. Cabe mencionar que las siguientes propuestas fueron desarrolladas con base a un proceso inductivo al momento de hacer las observaciones en la línea de producción, definir hipótesis y al ir las resolviendo en conjunto con la simulación y la retroalimentación con los expertos del área:

- **Brazo robótico de la estación 60:** El objetivo es reducir los tiempos de carga y descarga del brazo robótico.
  - Actualmente, el brazo espera a que finalice el procesamiento de la estación 60 para transferir su producto en proceso a la estación 70/80 y después toma la pieza de la estación 55 y la deposita en la 60.
  - La estación 60 tiene un tiempo de máquina de 1 minuto con 14 segundos, mientras que la 55 de alrededor de 48 segundos (38 de marcaje y 10 de inspección), sin

considerar los transportes, lo que puede ocasionar bloqueos en las operaciones 55, 40 y 50.

- Al implementar otra garra en el brazo robótico, este podría hacer la descarga de la estación 55 sin tener que esperar a la estación 60, y de igual forma, se reduciría el tiempo de espera entre el procesamiento de 2 piezas.
  
- **Capacidad de la banda transportadora:** Actualmente la banda transportadora localizada en la operación 200 posee una capacidad para colocar 2 *racks* llenos de producto terminado, se desea analizar si el aumentar su capacidad a 3 *racks* puede tener un efecto positivo en la productividad, esto especialmente cuando los horarios de comida del operador del montacargas y los operadores de la línea difieren, ya que en caso de llenarse los *racks*, el brazo robótico no tiene un lugar donde colocar las piezas provenientes de la estación 200, lo que puede ocasionar que esta y sus predecesoras se detengan momentáneamente.
  
- **Tiempo de ciclo de las operaciones cuello de botella:** Se seleccionaron las estaciones 130 y 180 debido a que tienen 2 de los tiempos ciclo más altos de toda la línea y además aparecen dentro de los primeros lugares en el objeto *Bottleneck Analyzer*, como se mostró anteriormente.
  - En el caso de la estación 180 está compuesta por 2 brazos robóticos que tienen adaptados una herramienta punzonadora, y una mesa de trabajo donde se coloca la pieza a procesar. Dichos robots actúan de forma secuencial, es decir primero realiza sus operaciones uno de ellos y cuando acaba sigue el otro. No pueden trabajar simultáneamente, ya que existe el riesgo que colisionen.
  - Se propone modificar el *Layout* y colocar otra mesa de trabajo para que los robots puedan trabajar de forma simultánea, con el fin de subdividir las operaciones y en consecuencia reducir el tiempo ciclo. En este caso, se sugiere que el brazo robótico ubicado en la estación 160 transfiera la pieza de una mesa a la otra.
  - Por otra parte, dado que no es posible reducir el tiempo de ciclo de la estación 130, se propone evaluar el impacto que tendría añadir otra máquina con características similares para que ambas puedan trabajar de forma paralela y por ende aumentar la capacidad de la línea.

- **Fallos dependientes en las operaciones 40, 50 y 55:** A través de una plática con los supervisores de la línea, se señaló que las operaciones 40, 50 y 55 son dependientes entre sí, es decir, si una de estas falla las otras dos se detienen por la forma en que están programadas. De igual forma, señalan que anteriormente tenían la capacidad de operar de forma independiente. A partir de esto, se desea conocer si el eliminar esta restricción pudiera tener un efecto significativo en la productividad de la línea.
  
- **Capacidad de buffers seleccionados:** La estación 130 es una de las estaciones que pueden clasificarse como cuellos de botella, esto genera que las operaciones anteriores y posteriores sufran de tiempos de espera o de bloqueo, por lo que se desea disminuir esta situación. Una alternativa para lograr esto es incrementar las capacidades de los buffers asignados a dichas operaciones, en este caso los de las estaciones 135 y 110.
  - El buffer de la estación 135 cuenta con 4 espacios de los cuales solo 2 se encuentran habilitados actualmente, 1 para el producto en proceso de la estación 130 y el otro para la 135. Se desea investigar el impacto de asignar 3 de esos 4 a la operación 130 y el restante a la 135, ya que esta última solo necesita 1 espacio por la forma en que trabaja.
  - El buffer de la estación 110, cuenta con 2 racks, uno con la capacidad de almacenar 4 piezas y el otro 2. A este último se le podrían agregar 2 espacios más ya que generalmente cada rack dispone de 4 espacios.

Dentro de la Tabla 7 se resumen los factores que se incluyeron dentro del diseño de experimentos, mismos que fueron explicados anteriormente, y se da una breve descripción sobre la configuración de sus niveles.

Tabla 7- Factores seleccionados para el diseño de experimentos y sus niveles

Factores	Niveles	
	Alto (1)	Bajo (-1)
Brazo robótico estación 60	2 garras	1 garras
Capacidad banda transportadora	3 racks	2 racks
Estación 130	1 láser	2 láser
Estación 180	Robots punzonadores trabajan de forma secuencial	Robots punzonadores trabajan de forma simultánea
Operaciones 40, 50 y 55	Tienen paros de forma dependiente	Tienen paros de forma independiente
Capacidad del buffer de la estación 110	8	6
Capacidad del buffer 130 (ubicado en estación 135)	3	1

Se usó el objeto *Experiment Manager* para generar un diseño factorial completo de 2 niveles y 7 factores. El número de corridas necesarias para este tipo de experimentos es  $2^k$ , es decir  $2^7$ , lo que da como resultado 128 corridas. Se realizaron 7 réplicas, ya que es el número máximo de combinaciones que puede analizar Minitab. Se usó un diseño con bloques para reducir el efecto de variar el número semilla dentro de las réplicas.

Se uso un análisis ANOVA mediante el software Minitab para identificar aquellos factores que son más significativos y que tienen un mayor efecto sobre la variable de respuesta, en este caso la cantidad de piezas producidas en el periodo definido (enero a mayo). Se hizo un análisis paso a paso, de esta forma Minitab va eliminando aquellos factores que no son significativos si su valor p es mayor que un valor predefinido y vuelve a calcular el ANOVA. Sus resultados se muestran en la Tabla 8.

Las hipótesis por analizar son las siguientes:

H<sub>0</sub>: El factor analizado no es significativo y por lo tanto no tiene un efecto sobre la variable de respuesta, siendo en este caso la producción total de la línea.

H<sub>1</sub>: El factor analizado es significativo y por lo tanto tiene un efecto sobre la variable de respuesta, siendo en este caso la producción total de la línea.

En el caso de las interacciones las hipótesis son las siguientes:

H<sub>0</sub>: La interacción entre el factor 1 y el factor 2 no es significativa y por lo tanto no tiene un efecto sobre la variable de respuesta, siendo en este caso la producción total de la línea.

H<sub>1</sub>: La interacción entre el factor 1 y el factor 2 es significativa y por lo tanto tiene un efecto sobre la variable de respuesta, siendo en este caso la producción total de la línea.

*Tabla 8- ANOVA elaborado a partir de los datos resultantes del diseño de experimentos.*

<b>Fuente</b>	<b>GL</b>	<b>SC Ajust.</b>	<b>MC Ajust.</b>
Modelo	15	254353921	16956928
Bloques	6	8963598	1493933
Lineal	6	48860362	8143394
Banda transportadora	1	622029	622029
Estación 130	1	6368414	6368414
Independencia de fallos de las	1	1308158	1308158
Capacidad del buffer 130	1	20883375	20883375
Capacidad del buffer 110	1	9654978	9654978
Brazo robótico de la estación 1	1	10023408	10023408
Interacciones de 2 términos	3	1189722	396574
Estación 130*Capacidad del buffer 130	1	869010	869010
Estación 130*Capacidad del buffer 110	1	140701	140701
Independencia de fallos de las*Brazo robótico de la estación 1	1	180011	180011
Error	880	42601432	48411
Total	895	296955353	
<b>Fuente</b>	<b>Valor F</b>	<b>Valor p</b>	
Modelo	350.27	0.000	
Bloques	30.86	0.000	
Lineal	168.21	0.000	
Banda transportadora	12.85	0.000	
Estación 130	131.55	0.000	
Independencia de fallos de las	27.02	0.000	
Capacidad del buffer 130	431.38	0.000	
Capacidad del buffer 110	199.44	0.000	
Brazo robótico de la estación 1	207.05	0.000	
Interacciones de 2 términos	8.19	0.000	
Estación 130*Capacidad del buffer 130	17.95	0.000	
Estación 130*Capacidad del buffer 110	2.91	0.089	
Independencia de fallos de las*Brazo robótico de la estación 1	3.72	0.054	
Error			
Total			

El modelo se analizó a través de la herramienta paso a paso de Minitab, lo que da como resultado un excelente ajuste de los datos a la línea recta estimada (R-cuadrado = 85.65%).

Con un nivel de confianza del 95% ( $\alpha=0.05$ ) se rechaza la hipótesis nula para todos aquellos factores cuyo valor p es menor que 0.05, por lo que todos los factores (efectos principales) que se muestran en la Tabla 8 son considerados como significativos. Respecto a las interacciones de segundo orden, la única que es significativa se da entre la estación 130 y el buffer 130.

Cabe destacar que los bloques, que representan a los diferentes números semilla usados dentro de la simulación, son significativos, por lo que tienen un efecto sobre la variable de respuesta. Esto confirma que fue un acierto tratarlos como bloques y de esta forma reducir su impacto dentro de los resultados.

Se analizaron las gráficas de residuales para asegurar que se cumplen los supuestos de normalidad, varianza constante e independencia que requiere el ANOVA y por ende sus resultados son confiables, mismos que se muestran en las figuras 8-10.

## Normalidad

H<sub>0</sub>: Los residuos siguen una distribución normal.

H<sub>1</sub>: Los residuos no siguen una distribución normal

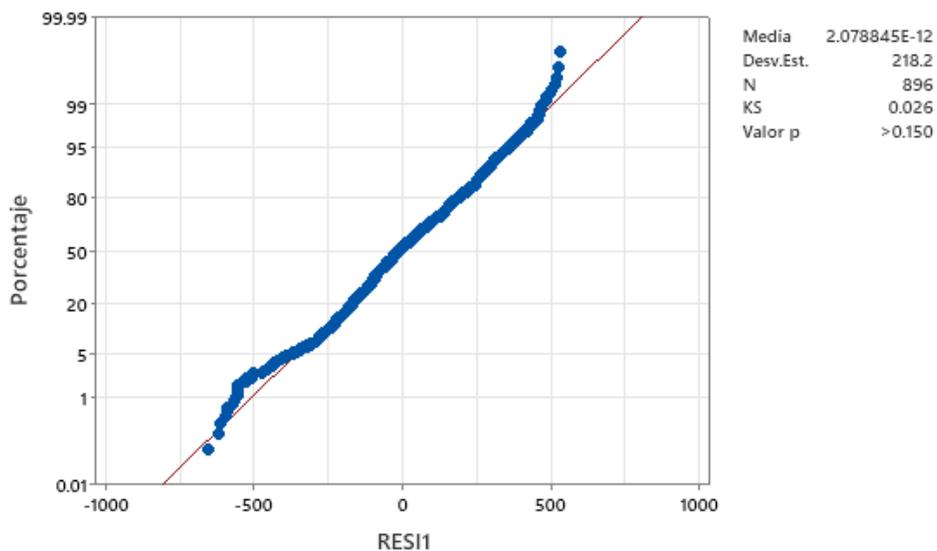


Figura 8- Prueba de normalidad para los residuos del ANOVA.

De acuerdo con los resultados de la prueba Kolmogorov-Smirnov, con un nivel de confianza del 95% ( $\alpha=0.05$ ) no se rechaza la hipótesis nula, por lo que no se puede concluir que los datos no siguen una distribución normal.

### **Varianza constante**

H<sub>0</sub>: Todas las varianzas son iguales.

H<sub>1</sub>: Por lo menos una varianza es diferente

#### **Pruebas**

<u>Método</u>	<u>Estadística de prueba Valor p</u>	
Comparaciones múltiples	—	0.856
Levene	1.06	0.317

*Figura 9-Resultados de la prueba de igualdad de varianzas para los residuos del ANOVA*

De acuerdo con los resultados de la prueba de igualdad de varianzas, con un nivel de confianza del 95% ( $\alpha=0.05$ ) no se rechaza la hipótesis nula, por lo que no se puede concluir que al menos una varianza es diferente.

### **Independencia de los residuos**

Tal como se muestra dentro de la Figura 10, los datos se ubican aleatoriamente y no se observan patrones, por lo que se puede afirmar que se cumple el supuesto de independencia.

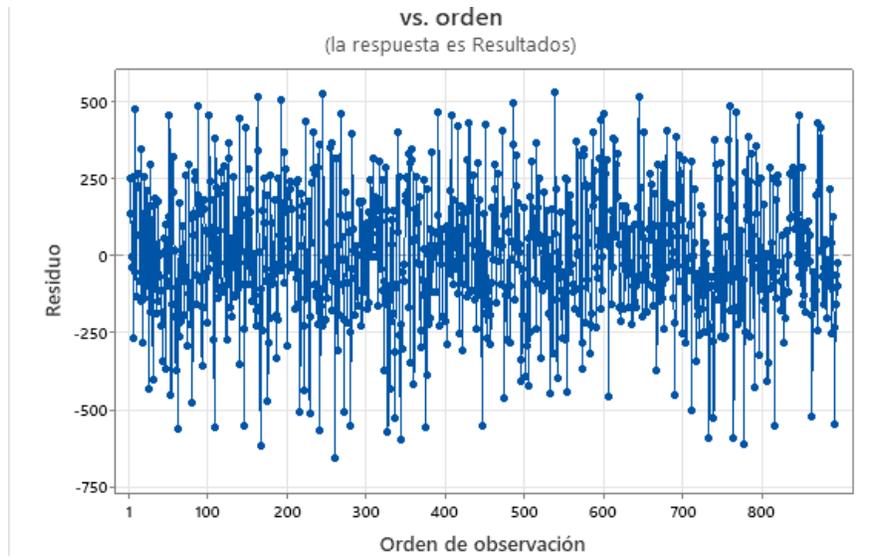


Figura 10- Independencia de los residuos del ANOVA

Para conocer cuáles de los factores tienen un mayor impacto sobre la variable de respuesta se realizó un diagrama de efectos estandarizados, el cuál muestra el efecto de estos y los ordena de mayor a menor. Aquellos que están a la derecha de la línea en rojo son considerados estadísticamente significativos.

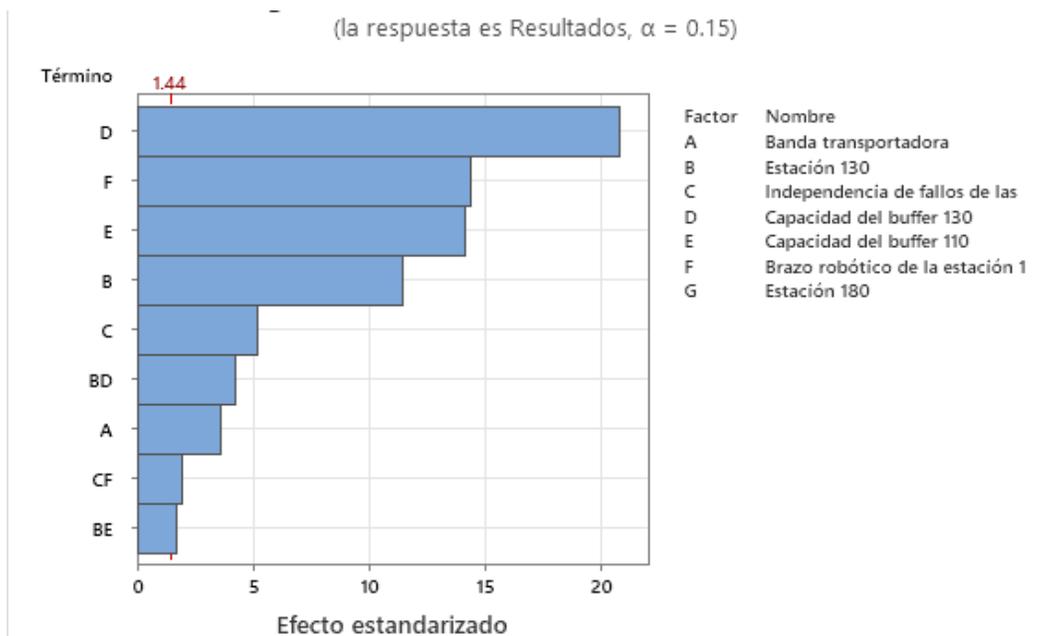


Figura 11-Diagrama de Pareto de efectos principales estandarizados.

A partir de la Figura 11, se puede apreciar que los factores más significativos son la capacidad de los buffers 130 y 110, la estación 130, el brazo robótico de la operación 60 y la independencia de las operaciones 40, 50 y 60.

Ya que se conocen los factores significativos, se realizó un gráfico de efectos principales para identificar el efecto de cada nivel de los factores en la variable de respuesta, mismo que se muestra en la Figura 12.

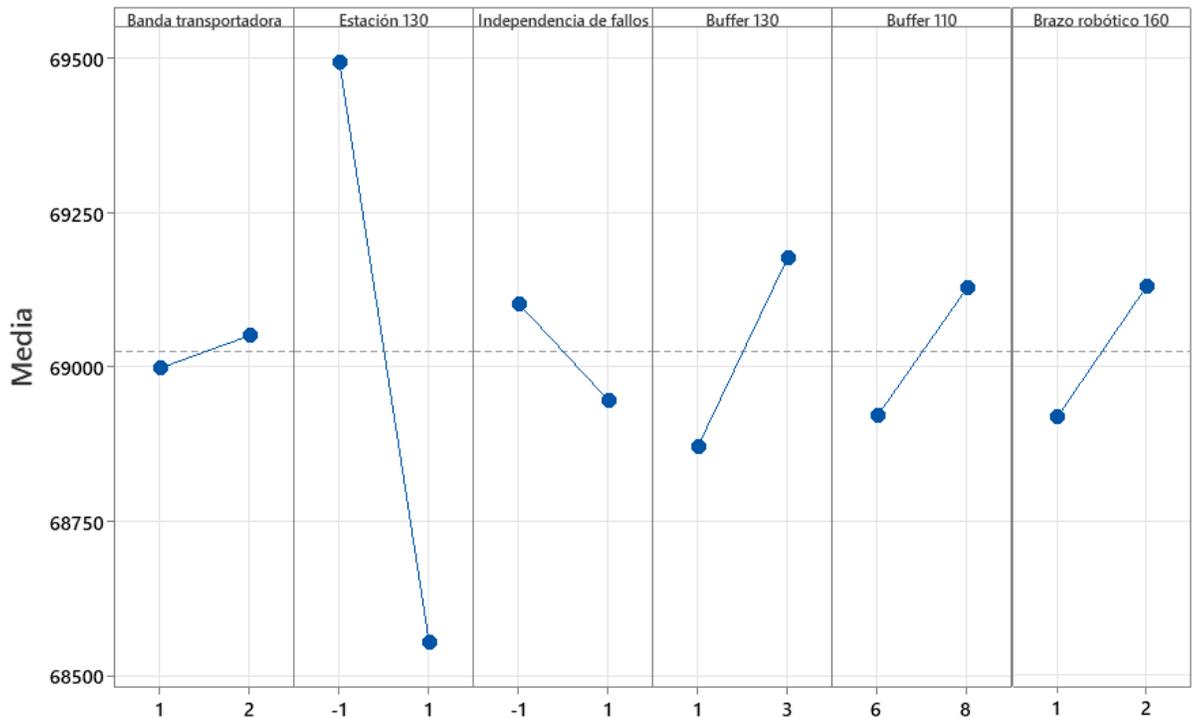


Figura 12- Efectos principales.

Tomando en cuenta los niveles mencionados anteriormente, la producción total de la línea se maximiza cuando:

- Se usan dos máquinas láser de forma paralela (-1).
- Se usa un robot con doble garra en la operación 60 (2)
- Las operaciones 40, 50 y 55 son independientes (-1)
- Se incrementa la capacidad del buffer de producto en proceso de la estación 130 a 3 espacios y el de la 110 a 8.
- Se incrementa la capacidad de la banda transportadora a 3 racks (2)

El modelo analizado  $2^k$  permite reconocer que únicamente una de las interacciones de segundo orden fue significativa. La Figura 13 explica visualmente la relación entre la estación 130 y el buffer 130.

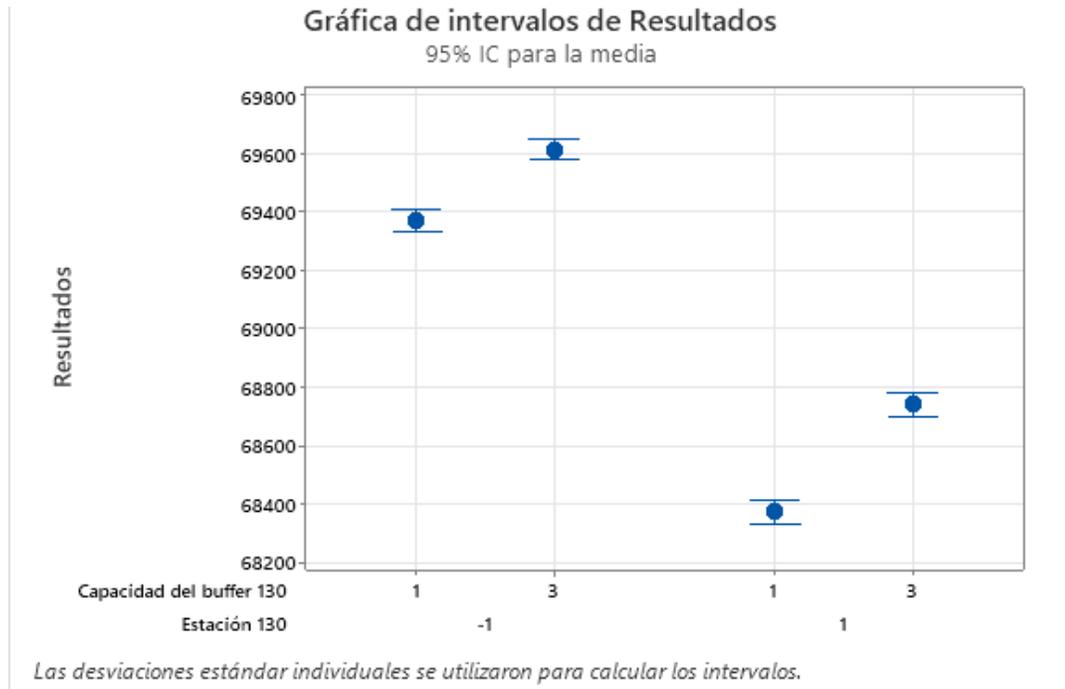


Figura 13-Representación de la interacción entre la estación 130 y el buffer 130

Dentro de la Figura 13 se aprecia que cuando se incrementa la capacidad del buffer para producto en proceso de la operación 130, esto tiene un efecto sobre la producción de la línea ya que aumenta la cantidad de piezas manufacturadas. Este efecto se incrementa cuando se añade otra máquina láser (nivel -1).

Finalmente, se elaboró una gráfica de cubos para analizar los resultados esperados resultado de modificar los niveles de cada factor. Solo se tomaron en cuenta los 4 factores con mayor efecto, de acuerdo con el diagrama de Pareto de efectos estandarizados, ya que de otra forma la gráfica es ilegible.

Los valores que se muestran en la gráfica de cubos son medias ajustadas, es decir, el modelo generado por el ANOVA predice dichos valores a partir de los datos de entrada.

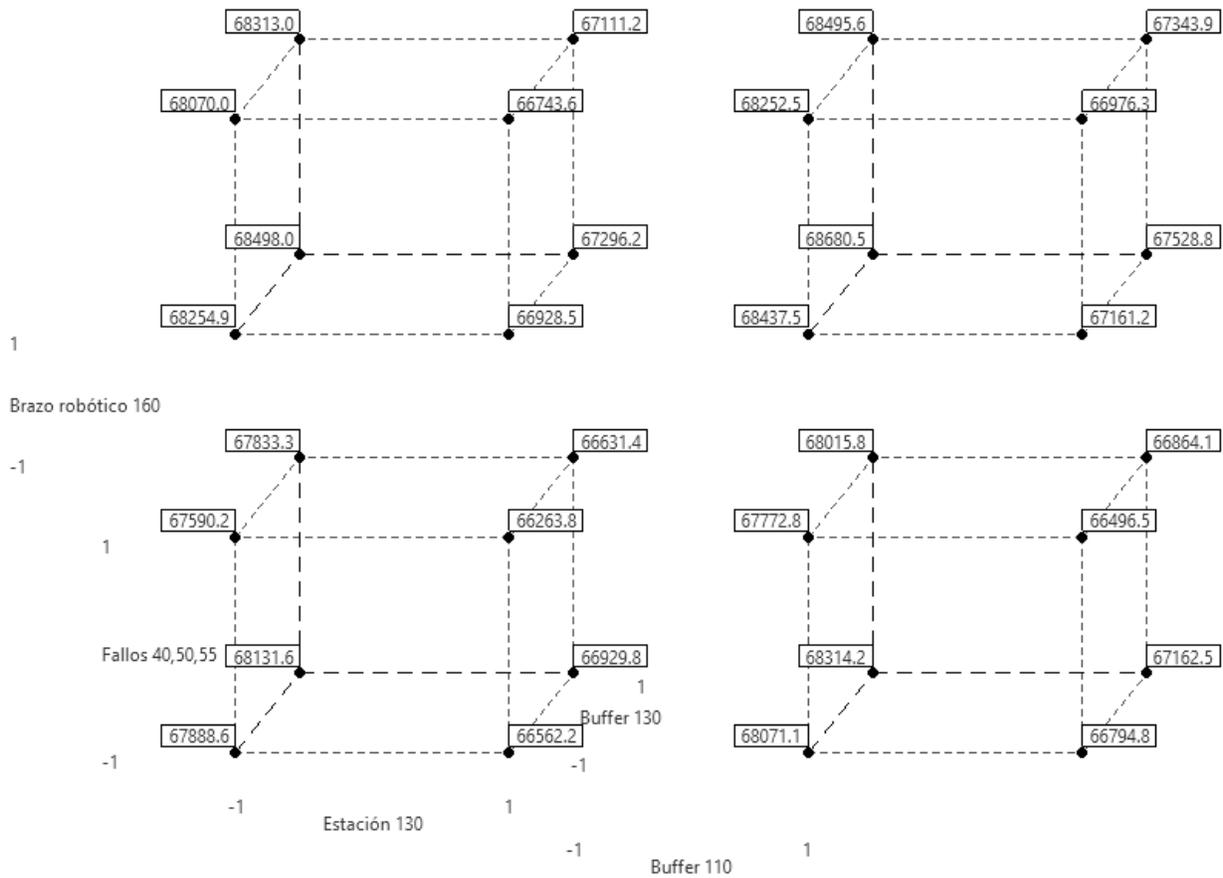


Figura 14-Gráfico de cubos para los factores más significativos.

Mediante la gráfica de cubos podemos corroborar la información que arroja la gráfica de interacciones, así como el impacto que tiene el cambio en los niveles en la variable de respuesta. El mejor resultado es de 68,680 piezas producidas, mismo que se logra al **agregar otra máquina láser** (nivel 1), **usar un brazo robótico de doble garra** (nivel 1), **incrementar la capacidad de los buffers** para almacenar producto en proceso provenientes de las estaciones 110 y 130 (ambas con nivel 1) y que los **fallos de las estaciones 40, 50 y 55 sean independientes** (nivel -1).

Debido a que los resultados de la gráfica de cubos son medias ajustadas, se simularon 5 réplicas con la configuración mencionada anteriormente, dando como resultado una producción promedio de 69,909 piezas, lo que represente un incremento de alrededor de 1,800 unidades respecto a la situación actual, usando los niveles recomendados por el DOE para cada factor.

#### 4.2.2 Distribución óptima de los buffers

Se evaluó ¿Qué pasaría si se cambia la distribución actual de los buffers a lo largo de la línea? Este escenario se deriva del problema de optimización conocido como el problema de asignación de buffers, también conocido como BAP por sus siglas en inglés (Buffer Allocation Problem). Este es un problema de optimización combinatorio NP duro, cuyo objetivo es determinar la capacidad óptima para los buffers dentro de un sistema de producción con el fin de lograr un objetivo determinado (Demir et al., 2014), ya sea maximizar la producción; lograr una tasa de producción específica y al mismo tiempo minimizar el número total de buffers o el inventario promedio de producto en proceso y reducir los tiempos de ciclo o de espera (Weiss et al., 2019).

Su complejidad radica en que no existe una relación algebraica entre la capacidad de los buffers y la producción total, además de su naturaleza combinatoria, ya que el número total de soluciones se incrementa exponencialmente conforme crecen  $K$  (número de estaciones de trabajo) y  $N$  (capacidad total de todos los buffers en el sistema) (Demir et al., 2014).

A diferencia del factor donde se manipulan las capacidades de solo dos buffers dentro del diseño de experimentos, aquí se toman en cuenta casi todos, a excepción de los buffers de transferencia (cuya capacidad es 1 y solo se usan para mover la pieza de una estación a otra, por lo que no requieren de una mayor capacidad). Dentro del apéndice 5 se muestran los buffers seleccionados y su ubicación dentro del *layout*.

El objetivo de este escenario es tomar los buffers ya existentes y buscar la manera de redistribuirlos para analizar si esto puede contribuir en un incremento de la producción total de la línea, para ello se sumó la capacidad de cada uno, para obtener la capacidad total de producto en proceso que puede almacenar la línea, dando un total de 37. Además, se añadieron 4 espacios extra que se pudieran agregar, ya sea porque actualmente existen y no se usan, o porque la estructura donde están colocados los buffers tiene espacio para hacerlo, resultando en una capacidad total para todos los buffers de 41.

Se formuló un problema de Simulación – Optimización donde el objetivo es maximizar la producción total de la línea, sin que la suma de todos los buffers sobrepase 41, que es la capacidad total actual. Para incluir esta restricción, fue necesario crear una variable global, denominada *Fitness Value*, que representa el valor de la función objetivo y un método, para descartar aquellos escenarios donde la suma de todos los buffers es mayor a 41 y conservar aquellas soluciones donde

es menor a dicho valor. Cabe destacar que el método es uno del tipo *EndSim*, por lo que se ejecuta al final de la simulación. A continuación, se explican a detalle los pasos que se siguieron.

string 1	integer 2	string 3	integer 4	string 5	integer 6
Parameter:	root.op10_601.buffer_enf_55.capacity	Parameter:	root.op10_601.Buffer_wip60.capacity	Parameter:	root.op10_601.Buffer_wip70.capacity
Lower bound	1	Lower bound	1	Lower bound	1
Upper bound	6	Upper bound	6	Upper bound	6
Increment	1	Increment	1	Increment	1

Figura 15-Formulación del problema usando el objeto GA Wizard

Se le indica al software las capacidades inferior y superior de cada uno de los buffers, es este caso 1 y 6, ya que son los valores mínimo y máximo observados dentro de la línea, con excepción del buffer 110, cuya capacidad máxima se definió como 8, ya que la estructura donde están colocados los buffers lo permite. Esto se hizo para todos los buffers analizados, aunque en la Figura 15 solo se muestran 3.

El método que se usó es el siguiente:

```

if root.op10_601.buffer_enf_55.capacity + root.op10_601.Buffer_wip60.capacity +
root.op10_601.Buffer_wip70.capacity + root.op65_1551.buffer_wip80.capacity +
root.op65_1551.Buffer_wip90.capacity +
root.op65_1551.Buffer_wip110_1.capacity + root.op65_1551.Buffer_wip130_2.capacity
+ root.op65_1551.Buffer_wip135.capacity + root.op65_1551.Buffer_wip136.capacity +
root.op160_final1.Buffer_wip160.capacity + root.op160_final1.Buffer_wip155.capacity
>41

```

```

    fitnessValue:=0

```

```

else

```

```

    fitnessValue:=root.op160_final1.op200.statNumOut

```

```

end

```

Sí la suma de todos los buffers analizados es mayor que 41, a la variable *Fitness Value* se le asigna el valor de 0, de lo contrario se le asigna el valor de la producción total de la línea. El objetivo es maximizar el valor de *Fitness Value*, y para lograrlo se hace uso de algoritmos genéticos, mediante el objeto *GA Wizard* incluido dentro del software.

El funcionamiento de los algoritmos genéticos se basa en la evolución. Cada generación contiene un conjunto de individuos (posibles soluciones). En la primera generación se se crean los individuos de manera aleatoria y se selecciona un grupo de estos para crear nuevos individuos para la siguiente generación, donde aquellos que obtuvieron los mejores resultados tienen mayor probabilidad de ser elegidos. Este proceso se repite para las generaciones subsecuentes. Los nuevos individuos se crean a partir de modificar las soluciones anteriores mediante los denominados operadores genéticos, de esta forma, con el pasar de las generaciones se crean nuevas soluciones (tomando en cuenta las mejores soluciones de la generación anterior) y se obtienen cada vez mejores resultados (Tecnomatix Plant Simulation, 2022).

Se definieron como parámetros 10 generaciones, cada una compuesta por 20 individuos y 3 repeticiones por individuo. Estos valores se seleccionaron de acuerdo con las recomendaciones del software.

El mejor valor observado al finalizar la optimización fue de 68,828 piezas producidas, lo que representa un aumento de aproximadamente 700 unidades respecto a la situación actual. La resolución de este problema tomó un total de 6 horas, usando computación distribuida con 10 particiones.

En Tabla 9 se enlistan las cinco mejores soluciones encontradas por el algoritmo de optimización con los mejores resultados. En las filas se muestran los buffers analizados, cada columna representa a una solución y las celdas contienen la capacidad óptima de cada buffer sugerida por el algoritmo genético dentro de cada uno de los escenarios evaluados, donde el objetivo es incrementar la productividad de la línea.

A partir de los resultados presentados en la Tabla 9 se puede concluir que la mayoría de las soluciones coinciden en e incrementar la capacidad de los buffers de las operaciones 70, 130 y 136; disminuir los de las operaciones 80 y 135. Asimismo, en las operaciones 135, 136 y 155 todos los escenarios coincidieron.

Mediante este análisis, fue posible incrementar la producción total de la línea en todas las soluciones solo variando las capacidades de los buffers que aparecen en la tabla. Además, no se incrementa la cantidad de producto en proceso, pues solo se usan los buffers que existen en la actualidad dentro de la línea, y solo se redistribuye su ubicación.

Tabla 9- Resultados óptimos encontrados por el algoritmo genético

<b>Buffers</b>	<b>Situación actual</b>	<b>Solución 1</b>	<b>Solución 2</b>	<b>Solución 3</b>	<b>Solución 4</b>	<b>Solución 5</b>
Enfriamiento de la operación 55	4	2	4	2	5	2
Producto en proceso de la operación 60	3	5	3	5	2	4
Producto en proceso de la operación 70	1	1	2	1	2	2
Producto en proceso de la operación 80	6	5	3	4	5	3
Producto en proceso de la operación 90	1	1	2	1	1	3
Producto en proceso de la operación 110	6	7	6	7	7	6
Producto en proceso de la operación 130	2	6	6	6	5	6
Producto en proceso de la operación 135	4	2	2	2	2	2
Producto en proceso de la operación 136	3	5	5	5	5	5
Producto en proceso de la operación 160	6	5	6	5	5	6
Producto en proceso de la operación 155	2	2	2	2	2	2
Capacidad total de los buffers	37	41	41	40	41	41
Resultados (producción total)	68,132	68828	68657	68636	68635	68621

### 4.2.3 Escenarios extra

Los escenarios que se presentan a continuación son adicionales al diseño de experimentos, como fue mencionado al inicio de la sección de experimentación del capítulo 4. Estos escenarios han sido desarrollados con un proceso de pensamiento inductivo y responden al cuestionamiento ¿Qué pasa sí?

#### 4.2.3.1 Asignación de operadores y tareas

Otro de los aspectos que se analizó es la relación entre el número total de operadores y la producción la línea. Para ello se generaron diferentes combinaciones de forma manual, variando el número de operadores y las estaciones a los que estos se encuentran asignados, considerando sus tiempos de ciclo y su ubicación dentro del layout. Una vez generadas las combinaciones, se modificó el modelo de forma manual, cambiando las tareas de los operadores y se hicieron 5 réplicas por cada combinación.

Solo se analizaron las estaciones 10 a 160, por lo que se excluyen la estación 190 y GP12, ya que debido a su localización en el layout y la naturaleza de sus tareas no es factible modificarlas. Es decir, solo se analizaron 8 de los 10 operadores que conforman la línea de producción.

Las tareas de los operadores se clasifican en diferentes estados, los cuales son los siguientes:

- **Setting up:** Realizar el *set up* de una máquina.
- **Working:** Realizar alguna tarea u operación.
- **Repairing:** Reparar alguna máquina.
- **Carrying:** Transportar un objeto de una estación de trabajo a otra.
- **Walking to the job:** Transportarse a la estación de trabajo donde realiza sus actividades.
- **Waiting for importers:** Los operadores esperan a recibir una orden de trabajo donde se soliciten sus servicios (tareas asignadas).
- **Waiting for Mus (piezas o partes):** Los operadores ya recibieron una orden de trabajo, sin embargo, no cuentan con los materiales necesarios para realizar sus operaciones.

Las siguientes gráficas se hicieron en base al estado actual de la línea y muestran el porcentaje del tiempo de simulación en el que los trabajadores se encuentran en los diferentes estados. Cada una de las barras representa a un operador y en el eje x se mencionan las estaciones a las cuales está asignado.

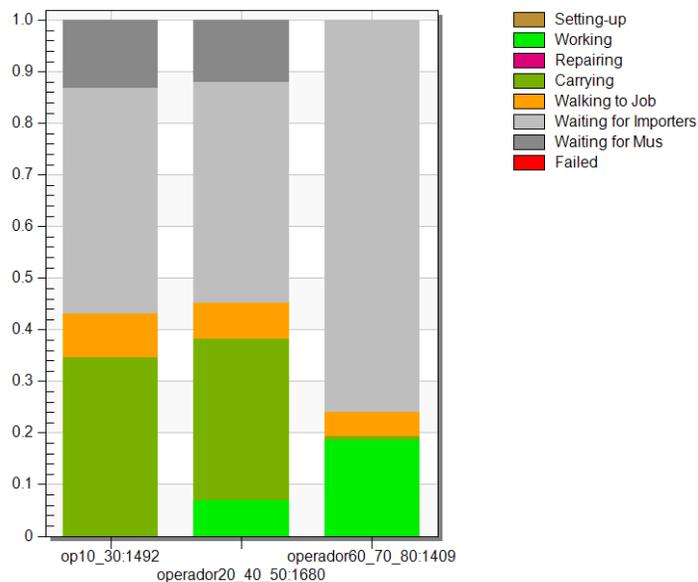


Figura 16-Utilización de los operadores asignados a las estaciones 10-80.

De los 3 operadores mostrados en la Figura 16, el que está asignado a las estaciones 60 y 70/80 tiene el mayor tiempo libre.

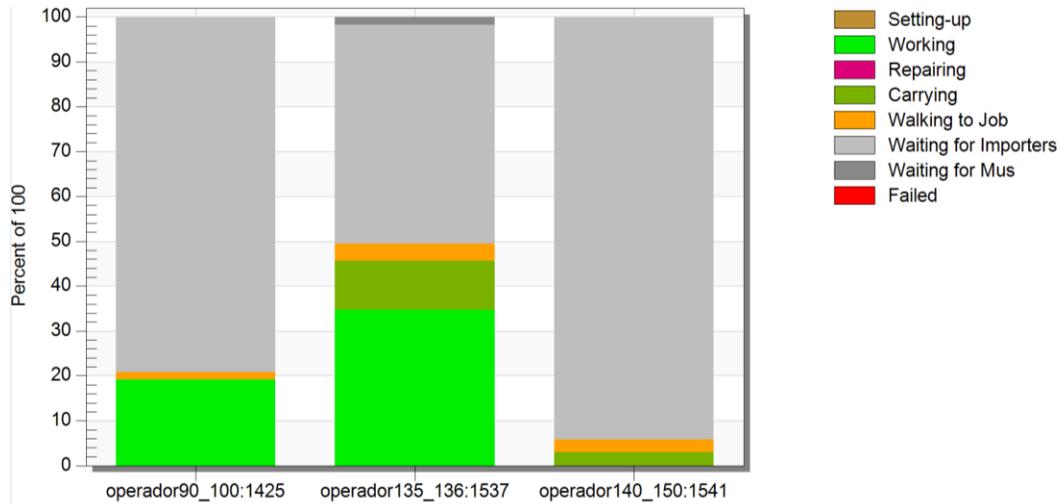


Figura 17- Utilización de los operadores asignados a las estaciones 90-150.

El operador asignado a la estación 135/136 trabaja un porcentaje de tiempo mucho mayor que los otros 2 dentro de la Figura 17. De igual forma, es conveniente analizar si es posible eliminar al operador de la estación 140/150 debido a que su porcentaje de actividad es el menor de todos.

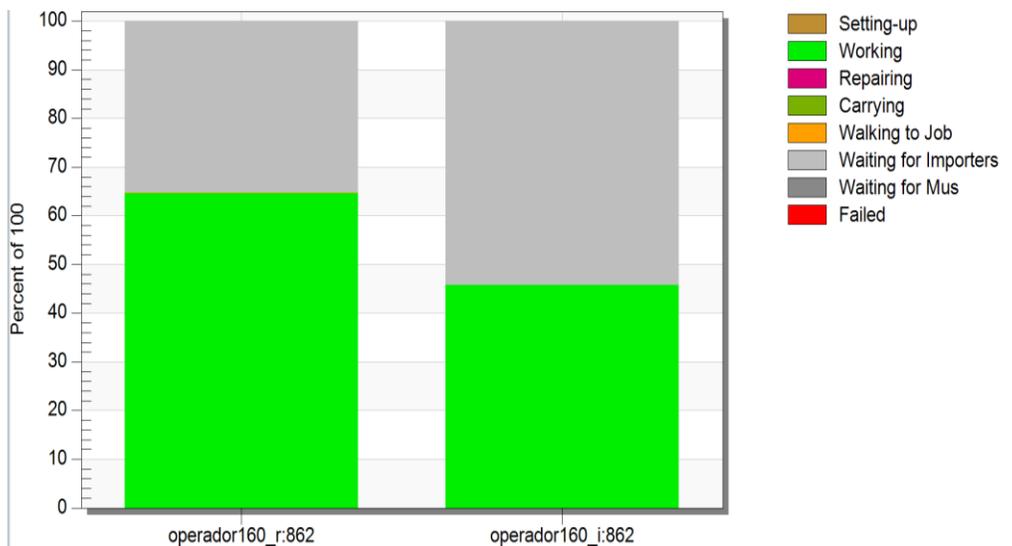


Figura 18- Utilización de los operadores asignados a la estación 160.

En la figura 18 se muestran los operadores asignados a la estación 160, aquí la diferencia de actividad entre ambos es menor al resto de las demás gráficas.

Dentro de las gráficas de utilización de los trabajadores se observa que los operadores asignados a las estaciones 70/80, 90/100 y 140/150 tienen el mayor tiempo libre a comparación del resto, por lo que se desea evaluar si al redistribuir estas tareas se puede reducir el número total de operadores del sistema. Adicionalmente, se hace el cuestionamiento de si añadir otro operador puede contribuir a una mayor producción. Los escenarios que se evaluaron solo consideran desde la estación 10 hasta la 150, por lo que se excluye la estación 160 ya que la utilización de ambos operadores ronda el 50% en la situación actual, por lo que el asignar ambas tareas a un solo operador saturaría sus actividades. Esta hipótesis se confirmó dentro del modelo de simulación, por lo que se descartaron esos 2 operadores del análisis.

La Tabla 10 solo presenta las combinaciones que generaron los mejores resultados en términos de piezas producidas, las columnas representan a las estaciones de trabajo y las filas las diferentes combinaciones. Cada celda esta coloreada de acuerdo con el operador al que está asignada dicha estación, dentro de una combinación en específico.

Tabla 10-Disribución de los operadores y asignación de actividades.

Combinación	Estación													
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	135	136	140	150
1	Op1	Op1	Op2	Op3	Op3	Op2	Op4	Op4	Op5	Op5	Op6	Op6	Op7	Op7
2	Op1	Op2	Op1	Op2	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5	Op6	Op6	Op7	Op7
3	Op1	Op2	Op1	Op2	Op2	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5	Op6	Op6
4	Op1	Op1	Op3	Op2	Op2	Op3	Op4	Op4	Op4	Op4	Op5	Op5	Op6	Op6
5	Op1	Op2	Op1	Op2	Op3	Op3	Op4	Op4	Op4	Op4	Op5	Op5	Op6	Op6
6	Op1	Op2	Op1	Op2	Op2	Op1	Op3	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5
7	Op1	Op2	Op1	Op2	Op1	Op2	Op3	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5
8	Op1	Op1	Op2	Op1	Op2	Op2	Op3	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5
9	Op1	Op2	Op2	Op1	Op1	Op2	Op3	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op5	Op5
10	Op1	Op2	Op1	Op2	Op2	Op1	Op3	Op3	Op3	Op3	Op4	Op4	Op4	Op4

Operador 1

Operador 2

Operador 3

Operador 4

Operador 5

Operador 6

Operador 7



Para cada una de las combinaciones se hicieron 5 corridas, desde enero hasta mayo de 2022 y usando los mismos números semilla, del 1 al 5. Cabe destacar que algunos operadores se les asignaron múltiples tareas, por lo que se le indicó al software a cuáles debe darles prioridad, por

ejemplo, debe priorizar las operaciones 40, 50 y 60 sobre la 10, 20 y 30, ya que en las primeras el flujo es de una sola pieza. La siguiente gráfica muestra los resultados que se obtuvieron al simular cada una de las combinaciones.

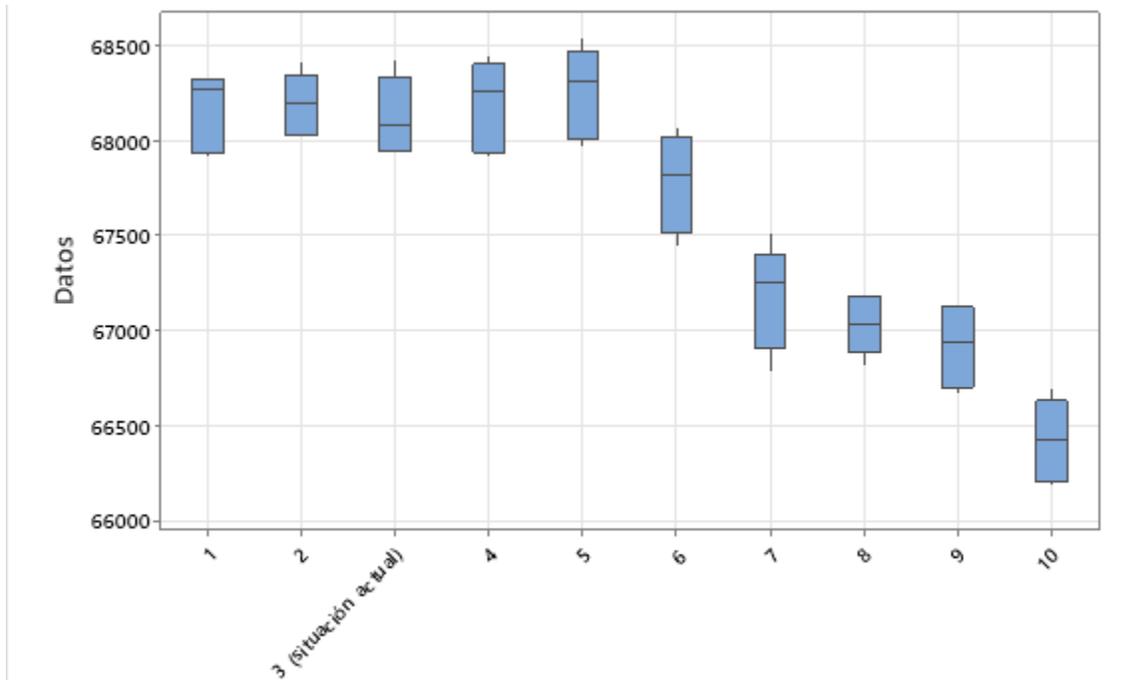


Figura 19-Variación en la producción total de la línea al variar el número de operadores.

La tercera combinación representa la situación actual, con un promedio de 68,132 piezas producidas. El mejor escenario es el 5, donde con la misma cantidad de operadores es posible aumentar hasta las 68,253 unidades, un incremento de 121 piezas. Por el contrario, la combinación con los peores resultados es la 10, donde se eliminan 2 operadores y la producción promedio disminuye hasta 66,420 piezas.

A continuación se presenta la gráfica de utilización de operadores correspondiente al escenario 5.

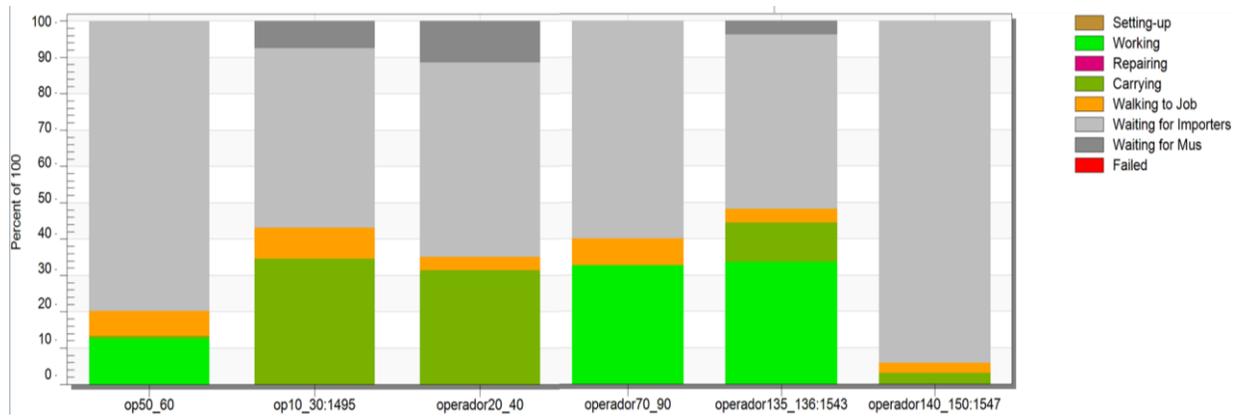


Figura 20-Utilización de operadores actualizada

El operador asignado a la estación 140/150 tiene menor utilización que el resto, sin embargo, no fue posible eliminarlo ya que, de hacerlo, se disminuye en mayor magnitud la producción total, y el único capaz de hacer sus actividades por la forma en que están distribuidas las estaciones es el de la estación 135/136, sin embargo, la carga de trabajo de este no se lo permite.

#### 4.2.3.2 Planeación de los tiempos libres de los operadores

A diferencia del escenario anterior que solo comprende hasta la estación 160, aquí se analizan los 10 operadores de la línea, por lo que se incluyen las estaciones 190 y GP12, mismas que se excluyeron del análisis anterior debido a que por su localización en el *layout* sus tareas no se le pueden asignar a ningún otro operador.

El comportamiento estándar de la línea es que los operadores tengan la pausa de la comida a la misma hora, sin embargo, esto difiere de la realidad, ya que dependiendo de las condiciones del día a día, los supervisores deciden si dejar salir a todos los operadores al mismo tiempo o de forma secuenciada. Es por ello por lo que se plantea analizar cuál de estas opciones es mejor para adoptarla como forma de trabajo estándar.

Este factor se excluyó del DOE debido a la complejidad que implica variar la cantidad de operadores dentro de un mismo modelo, por lo que se tomó la decisión de solo simular el horario de comida con una cantidad fija de trabajadores para ambas alternativas, mismas que se explican con mayor detalle a continuación.

El primer modelo cuenta con 7 operadores y representa el escenario en el que los trabajadores salen a comer de forma secuencial, mientras que el segundo tiene 10 operadores y representa el escenario en el cual todos los trabajadores tienen la pausa de comida de manera

simultánea. Cabe destacar que solamente se simuló hora y media por cada turno de producción, que es lo que tarda el escenario 1 en volver a trabajar a su máxima capacidad. A continuación, se describen ambas alternativas con mayor detalle.

### **Escenario 1: Los operadores salen a comer de forma simultánea (situación estándar actual)**

Las operaciones que requieren la asistencia de los operadores, así como el montacargas se detienen por media hora, por el contrario, las máquinas automáticas pueden continuar sus tareas mientras tengan suministro de materia prima y un lugar donde depositar su producto en proceso.

Dado que solo interesa la producción dentro del horario de comida y se desea contrastar contra el escenario 2, se cambió la duración de los turnos a hora y media y se simuló en el periodo del 3 de enero al 1 de junio. En este caso, los operadores de las máquinas y del montacargas descansan media hora y trabajan la hora siguiente.

Se obtuvo una producción promedio de 9,757 piezas, con intervalos de confianza del 95% entre 9,717 y 9,797 unidades, misma que se comparará con el escenario donde los operadores salen a comer de forma secuencial para determinar cuál de las dos opciones genera mejores resultados.

### **Escenario 2: Los operadores salen a comer de forma secuencial**

Se determinaron 7 trabajadores como mínimo, aunque este número, así como su distribución depende de las condiciones de la línea en el día a día y los determina el supervisor en el momento. Debido a esto se solicitó el apoyo de un supervisor para formular esta alternativa.

En condiciones normales, la línea cuenta con un total de 10 trabajadores, por lo que los operadores salen de forma secuencial en 3 bloques, la primera media hora salen 4, la segunda otros 3 y la tercera los 3 restantes. Un ajustador cubre a uno de los operadores para mantener como mínimo 7 trabajadores

Bajo este esquema se evita que se detenga la línea durante la media hora de comida, pero disminuye el ritmo de producción durante la hora siguiente a esta. Aquí se mantienen los mismos horarios para los operadores de las máquinas, sin embargo, se eliminan las pausas ya que ahora no es necesario detener la línea.

En el caso del operador del montacargas, el horario permanece igual, con todo y las pausas de comida. Bajo este esquema se obtiene una producción promedio de 11,515, con intervalos de confianza entre 11,486 y 11543 piezas.

El escenario 1 tuvo una producción promedio de 9,757 piezas mientras que el 2 de 11,515 unidades, por lo que se recomienda establecer el escenario 2 como el estándar dentro de las operaciones diarias.

#### 4.2.3.3 Reducción de los tiempos de operación de las estaciones de trabajo

Este escenario surgió en base a las recomendaciones de un experto de simulación, quien sugirió hacer un análisis de sensibilidad sobre el impacto que tienen los tiempos de máquina de cada una de las estaciones de trabajo en la producción de la línea. Para ello se definió una disminución del 10% en dichos tiempos, esto en base a los consejos del experto.

Para lograr esto, se evaluaron las diferentes estaciones por separado, es decir, solo se modificó una a la vez. Se excluyeron aquellas actividades manuales y los tiempos de espera, por lo que se formuló un diseño de experimentos con un factor (tiempo de máquina de la estación) y 23 niveles, donde la variable de respuesta es la producción de la línea. Cada experimento está asociado a disminuir el tiempo de operación de las máquinas dentro de una estación específica, sus resultados se muestran en la Figura 21.

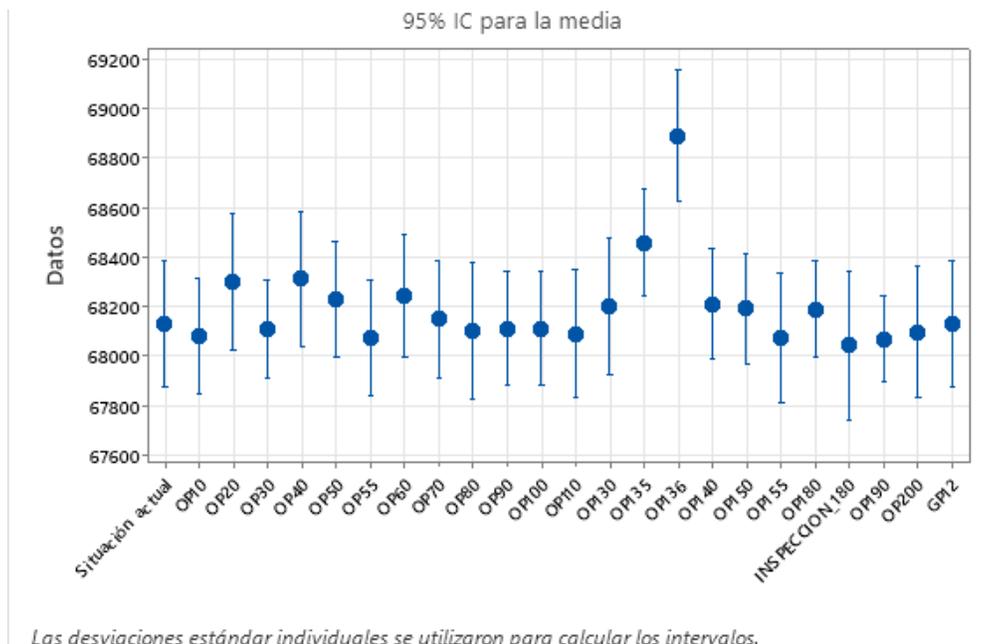


Figura 21-Intervalos de confianza del 95% para cada uno de los experimentos

Se puede apreciar que las operaciones 135 y 136 presentan resultados mayores que el resto, mismos que se realizan dentro de una misma estación. En base a este análisis, se puede concluir que, si se reduce el tiempo de procesamiento que realizan las máquinas, en especial en la operación 136, se puede incrementar la cantidad total de piezas producidas en aproximadamente 700 unidades dentro de un periodo de 5 meses.

Para lograr esto, se plantea la inversión en nueva maquinaria; un estudio de los movimientos realizados por los brazos robóticos y de soldadura para optimizar su funcionamiento o la implementación de un diseño de experimentos para reducir el tiempo de ciclo, sin afectar la calidad del producto.

#### **4.2.3.4 Incrementar el porcentaje de disponibilidad de las máquinas en un 1%**

De igual forma que el análisis anterior, este escenario surgió de las recomendaciones de un experto en simulación y tiene el objetivo de evaluar el impacto que tiene el porcentaje de disponibilidad de cada una de las estaciones en la producción y su cambio al incrementar dicho porcentaje en un 1%. Este valor se validó ante el personal de mantenimiento para corroborar que es factible de lograr.

Solo se cambió un valor a la vez con el fin de identificar aquellas estaciones que tienen el mayor impacto en la producción. El número de experimentos disminuyó ya que hay algunas estaciones que realizan 2 operaciones y el porcentaje de disponibilidad es para ambas, pues los registros de paros así lo consideran. Dentro de la Figura 22 se muestran los intervalos de confianza resultado de correr cada experimento 5 veces.

Los experimentos que ofrecen mejores resultados corresponden a incrementar la disponibilidad de las estaciones 135/136 y 130, ya que sus resultados son en promedio mayores que el resto y su variabilidad es menor que la de los demás.

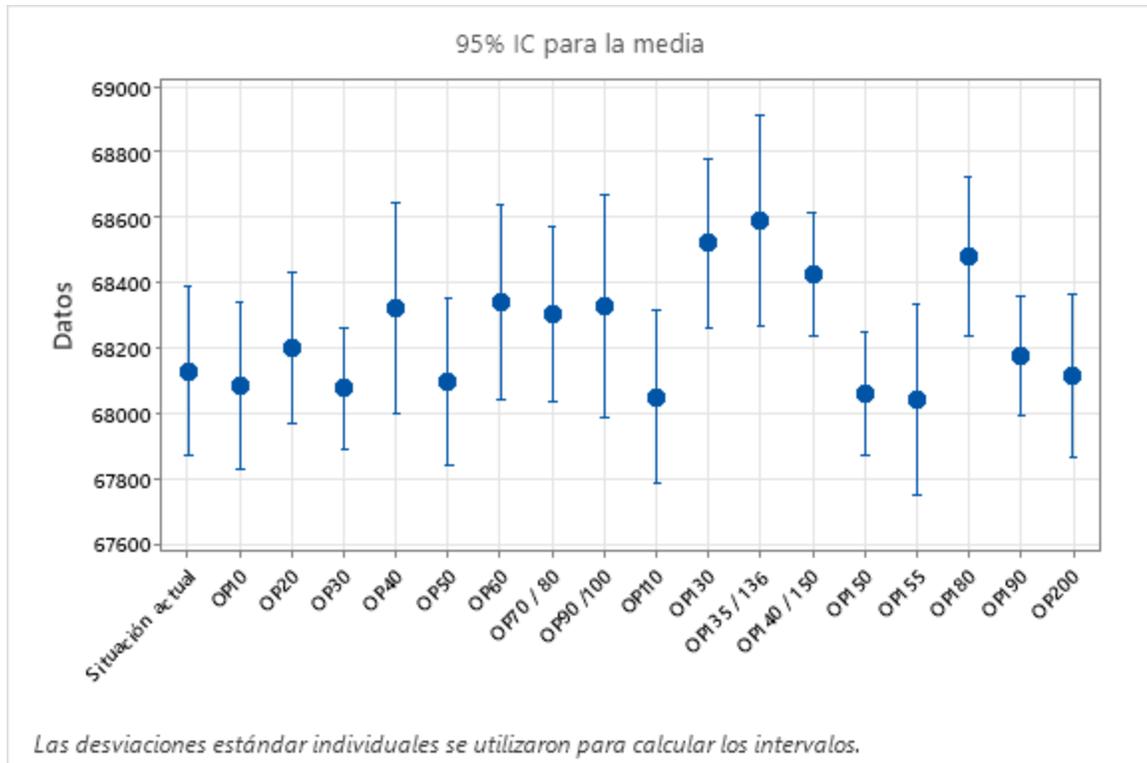


Figura 22-Intervalos de confianza del 95% para cada uno de los experimentos

De igual forma, se recomienda hacer proyectos de mejora para lograr este objetivo, con el fin de detectar las causas más frecuentes que provocan los paros, analizarlas y eliminarlas o detectar aquellos componentes que fallan de manera frecuente y remplazarlos.

Cabe destacar que al igual que en el escenario anterior, la estación 135/136 produce los mejores resultados, por lo que se sugiere hacer un análisis centrado en ella dentro de futuros proyectos. Dentro de los hallazgos del capítulo 4 destacan:

- Los resultados del diseño de experimentos arrojan que es recomendable incrementar las capacidades de los buffers 110 y 130 y agregar otra máquina laser, siendo este último factor el que tiene un mayor impacto en la producción.
- Los resultados de la optimización muestran que modificar las capacidades de todos los buffers a los valores recomendados pueden incrementar la producción, aunque esto puede resultar complejo ya que implementarlo requiere reprogramar los PLC's y añadir elementos eléctricos.

- En el caso de los operadores, una de las alternativas exploradas permite incrementar la producción de la línea con la cantidad actual de operadores, por lo que es recomendable cambiar la asignación de tareas de acuerdo con los resultados de la simulación.
- Se recomienda adoptar como la forma de trabajo estándar que los operadores tengan su hora de comida de forma secuencial.
- En los últimos 2 escenarios (reducir el tiempo de las operaciones en 10% e incrementar la disponibilidad de las estaciones en 1%) hacen énfasis en que de mejorar la estación 135/136 por cualquiera de las 2 vías, se puede incrementar la producción de la línea, por lo que se propone que puedan considerarse como futuros proyectos de mejora o inversión.

Dentro de la Tabla 11 se sintetizan los resultados todos los escenarios, se muestra la producción obtenida dentro de cada uno de ellos en el mismo periodo (enero a mayo) y se contrastan contra los resultados de la simulación de la situación actual. Cabe destacar que solo se evalúa el incremento en la producción ya que la información financiera es considerada como sensible dentro de la empresa, por lo que no fue posible acceder a ella.

*Tabla 11- Síntesis de los resultados de los escenarios evaluados dentro de la investigación*

<b>Escenario</b>	<b>Producción</b>	<b>Incremento en la producción respecto a la situación actual</b>
Situación actual	68,132	
Configuración óptima del DOE	69,910	1,778
Redistribución de los buffers	68,828	696
Asignación de operadores y tareas de acuerdo con la combinación 5	68,253	121
Reducir tiempo de OP136 en 10%	68,888	756
Reducir tiempo de OP135 en 10%	68,457	325
Incrementar disponibilidad estación 135/136 en 1%	68,588	456
Incrementar disponibilidad estación 130 en 1%	68,519	387

Cabe destacar que aspectos como incrementar la capacidad de la banda transportadora, así como la capacidad de los buffers 110 y 130 (factores evaluados dentro del DOE) y cambiar la asignación de las tareas de los operadores se podrían implementar a corto o mediano plazo, sin embargo el resto requiere de una inversión económica por parte de la empresa, por lo que podrían tratarse como proyectos a largo plazo.

Finalmente, se incluyen todos los escenarios que tuvieron resultados significativos dentro de un mismo modelo, a excepción de la planeación de los tiempos libres de los trabajadores debido a su complejidad de modelación, con el fin de conocer el impacto en la producción de la línea si dichos escenarios se implementaran simultáneamente. Para ello se hicieron 30 réplicas, donde se obtuvo una producción promedio de 71,682 piezas. En la figura 23 se comparan las distribuciones de ambas alternativas.

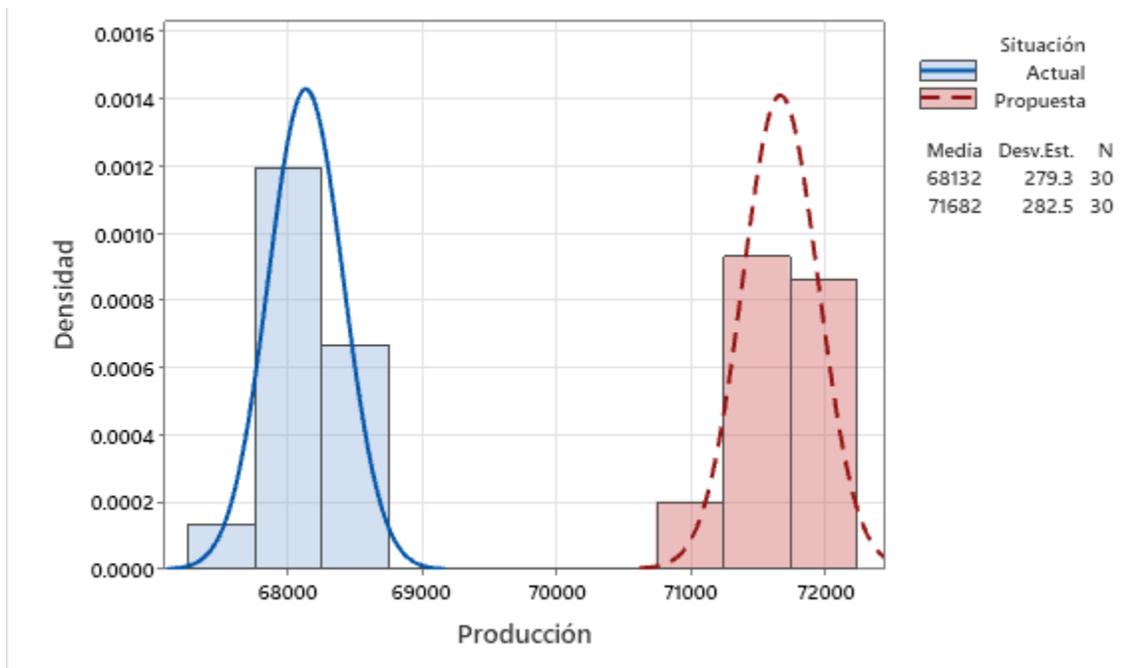


Figura 23-Comparación de las distribuciones de los datos entre la situación actual y los cambios propuestos a causa de los escenarios

Podemos apreciar que no hay puntos en común entre ambas distribuciones, además, la situación propuesta es mayor que la situación actual. Asimismo, ambas se asemejan a la distribución normal, de acuerdo con la línea de distribución ajustada.

## 5 Discusión y conclusiones

La Industria 4.0 busca incrementar la calidad, productividad, flexibilidad y eficiencia dentro de las empresas a través de la integración de los entornos físico y virtual. La simulación se considera como una de las tecnologías clave dentro de esta, donde se prevé que evolucione hacia un gemelo digital, capaz de procesar datos que se recolectan del piso de producción en tiempo real con el fin de optimizar las operaciones o predecir problemáticas antes de que ocurran; se integre con la realidad virtual o aumentada para brindar experiencias más realistas; utilice herramientas de optimización o *Big Data* con el objetivo de generar mejores resultados, entre otras posibilidades.

Uno de los sectores más avanzados y entusiastas sobre la implementación de las tecnologías características de la Industria 4.0 es el automotriz, como lo es el caso de la empresa donde se desarrolló la presente investigación. Esta se basó en la línea de producción Main G01, debido a que durante el año 2021 presentó niveles de productividad inferiores al objetivo definido por la empresa, además dada la complejidad de la línea, pues es una de las más grandes y con mayor volumen de producción, se escogió la simulación como herramienta para analizar y resolver este problema, buscando generar y probar ideas que permitan incrementar la productividad.

Los datos que se usaron para construir el modelo se validaron ante personal especializado y se hicieron las correcciones necesarias en caso de encontrar errores, como tomar nuevas muestras o verificarlos en el piso de producción. Una vez que finalizó la construcción del modelo, este se presentó ante expertos, tanto de simulación como del proceso, con el fin de identificar y corregir posibles errores de modelación. Asimismo, se contrastaron los resultados de la simulación con su contraparte real, para ello se compararon los datos de producción total, obteniendo un porcentaje de similitud del 98%.

Después de esto inició la etapa de experimentación, en un inicio se recabaron ideas de mejora en base a las observaciones hechas en piso de producción, los comentarios emitidos por personal de la línea a través de entrevistas no estructuradas y la revisión de literatura y se seleccionaron aquellas que se consideraron más relevantes, tomando en cuenta la opinión de expertos, como los supervisores de la línea.

La experimentación se hizo en 3 fases, por una parte, un diseño de experimentos tomando en cuenta 7 factores con 2 niveles cada uno; el uso de la simulación-optimización para resolver el problema de asignación de buffers y un análisis exploratorio usando escenarios adicionales.

La última fase de la investigación se enfoca a documentar las etapas mencionadas anteriormente con el fin de registrar el funcionamiento del modelo, por lo que se registran aspectos como la lógica que sigue cada una de las operaciones, los datos de entrada, los escenarios que se evaluaron y sus resultados y las recomendaciones que surgieron a partir de analizarlos. las recomendaciones pertinentes y documentar todos los pasos mencionados anteriormente.

Dentro de las principales aportaciones de este trabajo de investigación destacan:

- La generación de un nuevo caso de estudio sobre la implementación de la simulación de eventos discretos dentro de una línea de producción de soldadura de la industria automotriz en una empresa localizada en México.
- Abordar el problema de asignación de buffers usando un enfoque de simulación-optimización, mediante el uso de algoritmos genéticos y la simulación de eventos discretos.
- Incorporar el diseño de experimentos como herramienta para evaluar el efecto de los diferentes factores analizados, así como sus interacciones dentro del modelo de simulación.

Por otra parte, entre las principales aportaciones dentro de la empresa destaca la creación de un modelo digital de la línea Main G01 a través de la simulación, el cual replica su funcionamiento y permite probar cambios o modificaciones dentro de esta, con el fin de reducir la incertidumbre en la toma de decisiones.

Dentro del diseño de experimentos se evaluaron siete factores, cada uno con dos niveles, mismos que se generaron y seleccionaron a partir de pláticas con personal de la línea. Estos son los siguientes:

- Brazo robótico de la estación 60
- Capacidad de la banda transportadora
- Agregar otra máquina láser a la operación 130
- Agregar otra estación de trabajo a la operación 180
- Incrementar la capacidad del buffer de producto en proceso 110
- Incrementar la capacidad del buffer de producto en proceso 130
- Fallos dependientes en las operaciones 40,50 y 55

Se usó un diseño factorial completo con bloques y se evaluaron las diferentes combinaciones usando el modelo de simulación. Los resultados se analizaron mediante un ANOVA, el cuál determinó que los factores con mayor impacto son:

- Agregar una nueva máquina láser, ya que esta operación es catalogada como el cuello de botella de la línea.
- Incrementar las capacidades de los buffers que almacenan el producto en proceso de las estaciones 110 y 130, es decir, de la operación predecesora y posterior de la estación 130.

Dichos buffers fueron seleccionados ya que se encuentran antes y después respectivamente de la operación cuello de botella de la línea y mediante el diseño de experimentos se comprobó que hacer esto puede disminuir los tiempos de inactividad de las estaciones 110 y 135, donde se encuentran dichos buffers y en consecuencia, incrementar la productividad de la línea. Al utilizar la configuración óptima de los factores y sus niveles recomendada por el DOE se incrementó la producción en 1,778 piezas.

Por otra parte, destaca la utilización de la simulación-optimización para calcular la capacidad óptima de cada uno de los buffers. A diferencia del diseño de experimentos donde solo se consideraron 2 buffers, aquí se calcula la capacidad de todos los buffers seleccionados. Este factor se excluyó del DOE debido a que los buffers tienen componentes electrónicos, como sensores, y además es necesario reprogramar la lógica de los brazos robóticos, por lo que es difícil llevar a cabo esta sugerencia al 100%, entonces se remarca en que buffers se sugiere aumentar su capacidad de acuerdo con los resultados de la optimización. A pesar de lo anterior, cabe destacar que mediante a configuración óptima de los buffers encontrada por el algoritmo genético, se incrementó la producción en 696 unidades.

En el caso de los escenarios adicionales, se evaluó la relación entre la producción de la línea y el número de operadores, para ello se analizaron las gráficas de utilización de los operadores y en base a ellas se generaron diversas combinaciones donde se varió el número de trabajadores y su asignación de tareas. Se encontró que si se varía la asignación de tareas de los operadores, es posible incrementar la producción de la línea en 121 unidades, usando el mismo personal.

Se analizó la manera en que los operadores deberían salir a comer, ya sea de forma simultánea o secuencial y se encontró que la producción aumenta sí salen de forma secuencial, de esta forma la línea continúa trabajando aun en el horario de comida, por lo que se recomienda que se adopte como la forma de trabajo estándar.

Finalmente, en los últimos 2 escenarios (reducir el tiempo de las operaciones en 10% e incrementar la disponibilidad de las estaciones en 1%) hacen énfasis en que de mejorar la estación 135/136 por cualquiera de las 2 vías, se puede incrementar la producción de la línea, por lo que se sugiere llevar a cabo proyectos específicos para dicha estación para lograr las metas mencionadas o invertir en nueva maquinaria. Dichos valores se determinaron a través de la interacción con personal especializado, en este caso trabajadores de mantenimiento y expertos en simulación respectivamente. En el caso de disminuir los tiempos de las operaciones 135 y 136, la producción aumenta en 325 y 756 unidades respectivamente. De igual forma, si se incrementa la disponibilidad de la estación 135/136, la producción crece en 456 piezas.

Una vez que se evaluaron todos los escenarios, se analizó el impacto de implementarlos simultáneamente, para ello se combinaron dentro de un mismo modelo y se corrieron 30 réplicas, generando un aumento de 3,550 unidades.

Dentro de las implicaciones para la empresa, se destaca que las recomendaciones como incrementar el tamaño de la banda transportadora y las capacidades de los buffers 110 y 130, así como variar la asignación de las tareas de los operadores se pueden implementar en el corto o mediano plazo, debido a que el mismo personal de la empresa puede trabajar en ellas, sin embargo el resto requieren de una inversión de recursos, por lo que sería dentro del mediano o largo plazo. Asimismo, se resalta la relevancia de las estaciones 130 y 135/136 dentro del funcionamiento de la línea, en el caso de la primera, los factores con mayor impacto dentro del DOE están directamente relacionados a esta, como añadir otra máquina e incrementar los buffers de sus operaciones previa y posterior; en el caso de la estación 135/136, mediante un análisis de sensibilidad, se encontró que de aumentar su disponibilidad o reducir sus tiempos de operación, se puede contribuir a incrementar la producción, por lo que se le recomienda al personal de la empresa direccionar futuros proyectos de mejora e inversiones de recursos en ambas.

Uno de los proyectos sugeridos a futuro es el desarrollo gemelo digitales a partir del modelo de simulación ya existente. Para lograr lo anterior, es necesario agregar nuevas características al modelo, por ejemplo, la conectividad en tiempo real a los sistemas de información de la empresa, el uso de datos generados en el piso de producción, el uso de la simulación en tiempo real para optimizar las operaciones y el uso de la simulación como herramienta predictiva, para anticiparse a los problemas.

Asimismo, otras oportunidades o proyectos relevantes pueden ser la integración del modelo de simulación con otras tecnologías como la realidad virtual o aumentada, con el fin de generar una experiencia más inmersiva, e incluso, usarla como herramienta para el entrenamiento de los trabajadores. También destaca la inclusión de otros tipos de algoritmos de optimización como los metaheurísticos o el uso de herramientas de *Machine Learning*, todo con el objetivo de generar mejores resultados, ya que la simulación nos permite encontrar una mejora respecto a la situación actual, mas no el mejor escenario.

Otra parte por considerar es el desarrollo de modelos de simulación que se programen de forma modular, es decir, que se construyan como bloques o subsistemas que se puedan reutilizar en distintos contextos y además se puedan juntar entre sí, con el fin de permitir la implementación de esta herramienta de forma fácil, rápida y sin la necesidad de tener experiencia en el uso de software especializado, para generar nuevos modelos dentro de otras áreas de la empresa y a través de diferentes niveles.

Entre las limitaciones de esta investigación destacan:

- El tiempo para desarrollar el modelo, debido a esto solo se modeló la línea G01, excluyendo áreas como pintura y empaque.
- La complejidad de representar algunos procesos, por lo que se simplificaron.
- Los datos históricos recabados por la empresa, ya que los registros se llevan por estaciones o de manera general, por toda la línea, además algunos de estos se encuentran de forma física, lo que complica el análisis y recolección de la información. Otro factor para considerar es que dependiendo de cada departamento, es el tipo de información que se recaba, por lo que los registros de paros de mantenimiento y producción pueden diferir o por el contrario, presentar diferente información para un mismo fenómeno.
- Las habilidades del modelador en el uso del software.
- Las limitaciones propias del software, por ejemplo, fallas internas al correr la simulación, una versión desactualizada del programa, comportamiento de los objetos, inteligencia de los operadores, etc.

Es vital para las empresas la adopción de este tipo de tecnologías y la generación de proyectos encaminados a la transformación digital de sus procesos para no quedar rezagados respecto a su competencia y contar con herramientas que les permitan seguir en el sendero de la mejora continua, y más dentro de los países en vías de desarrollo, como es el caso de México,

donde existe un rezago tecnológico a comparación de los países desarrollados. De esta forma se puede impulsar la competitividad de las empresas y generar soluciones innovadoras y de alto valor agregado para el cliente.

## 6 Bibliografía

- Agalianos, K., Ponis, S. T., Aretoulaki, E., Plakas, G., & Efthymiou, O. (2020). Discrete event simulation and digital twins: Review and challenges for logistics. *Procedia Manufacturing*, 51(2019), 1636–1641. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.228>
- Aguinis, H., Cascio, W. F., & Ramani, R. S. (2017). Science’s reproducibility and replicability crisis: International business is not immune. *Journal of International Business Studies*, 48(6), 653–663.
- Akdil, K. Y., Ustundag, A., & Cevikcan, E. (2018). Maturity and readiness model for industry 4.0 strategy. In *Industry 4.0: Managing the digital transformation* (pp. 61-94). Springer, Cham.
- Álvarez, M. (2020), *Industria 4.0 y participación de organismos intermedios en el sector automotriz en México*, *Industria 4.0 en México. Elementos diagnósticos y puesta en práctica en sectores y empresas*, México, Plaza y Valdés editores, 101-113
- AMDA. (2018). *Diálogo con la industria automotriz 2018-2024* (p. 34). AMDA.
- AMIA. (2022). *Indicadores internacionales*. Retrieved June 22, 2022, from <https://amia.com.mx/indicadores-internacionales-relacionados1/>
- Audi (2021), *Smart Factory at Audi: this is where the digitization of the industry is heading*, <https://www.audi.com/en/innovation/development/smart-factory-at-audi.html>
- Audi (2016) *Audi México: la tecnología más avanzada para la máxima calidad*, <http://prensa.audi.es/2016/10/25/audi-mexico-la-tecnologia-mas-avanzada-para-la-maxima-calidad/>
- Bambura, R., Šolc, M., Dado, M., & Kotek, L. (2020). Implementation of Digital Twin for Engine Block Manufacturing Processes. *Applied Sciences*, 10(6578).
- Bhatia, M. S., & Kumar, S. (2020). Critical Success Factors of Industry 4.0 in Automotive Manufacturing Industry. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 1–15. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.3017004>
- Benteler (2022), *El grupo Benteler* <https://www.benteler.com/es/el-grupo-benteler/>
- Benteler b (2022), *Futuro e Innovación*, <https://www.benteler.com/es/futuro-e-innovacion/digitalizacion/industria-40/>
- Boichuk, N. (2020). Identification and evaluation of Industry 4.0 solutions in the automotive industry-a case study. *y, Zeszyty Naukowe Politechniki Śląskiej. Organizacja i Zarządzanie*, Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, nr 147, 2020, Numer artykułu: 4, s. 53-64, DOI:10.29119/1641-3466.2020.147.4

- Brun, D. & Szwed, C. (2021). Improvement of Eyeglass Lens Production Using Simulation Modeling and Dynamic Buffer Optimization. *Foundations of Management*, 13(1) 195-208. <https://doi.org/10.2478/fman-2021-0015>
- Carrillo, J. (2020). Reflexiones sobre la industria automotriz, las tecnologías exponenciales y sus desafíos, *Industria 4.0 en México. Elementos diagnósticos y puesta en práctica en sectores y empresas*, México, Plaza y Valdés editores, 117-132
- Cimini, C., Pinto, R., Pezzotta, G., & Gaiardelli, P. (2017). The transition towards industry 4.0: business opportunities and expected impacts for suppliers and manufacturers. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 513, 119–126. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_14)
- Collins, A. J., Sabz, F., Pour, A., & Jordan, C. A. (2021). Past challenges and the future of discrete event simulation. *The Journal of Defense Modeling and Simulation*. <https://doi.org/10.1177/15485129211067175>
- Coşkun, T. (2018). MAKING USE OF SIMULATION FOR PRODUCTION SYSTEMS IN IMPLEMENTATION OF INDUSTRY 4.0 (Issue May).
- Covarrubias, A. (2022). Salarios en la industria automotriz, ¿Dnde estamos parados? *El Economista*, Salarios en la industria automotriz, ¿dónde estamos parados? (eleconomista.com.mx)
- Demir, L., Tunali, S., & Eliiyi, D. T. (2014). The state of the art on buffer allocation problem: A comprehensive survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 25(3), 371–392. <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0687-9>
- de Paula Ferreira, W., Armellini, F., & De Santa-Eulalia, L. A. (2020). Simulation in industry 4.0: A state-of-the-art review. *Computers and Industrial Engineering*, 149(January), 106868. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106868>
- Eriksson, K., & Hendberg, T. (2021). A Case Study Initiating Discrete Event Simulation as a Tool for Decision Making in I4.0 Manufacturing. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 414 LNBIP(August), 84–96. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-73976-8\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-73976-8_7)
- FEDORKO, G., MOLNAR, V., HONUS, S., NERADILOVA, H., KAMPF, R. The application of simulation model of a milk run to identify the occurrence of failures. *International Journal of Simulation Modelling* [online]. 2018, 17, p. 444-457. ISSN 1726-4529. Available from: [https://doi.org/10.2507/IJSIMM17\(3\)440](https://doi.org/10.2507/IJSIMM17(3)440)

- Francis, S. (2016), Smart factory: Audi opens advanced manufacturing plant in Mexico, *Robotics and Automation*. 31 de agosto de 2022, <https://roboticsandautomationnews.com/2016/10/08/smart-factory-audi-opens-advanced-manufacturing-plant-in-mexico/7725/>
- Foro Económico Mundial. (2020). The future of jobs report 2020. The Future of Jobs Report, October, 1163. <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2020/digest>
- González, J. (1993). Tipos y diseños de investigación en los trabajos de grado. Recuperado de <http://servicio.bc.uc.edu.ve/educacion/revista/a5n9/5-9-11.pdf>.
- Gunal, M. M. (2019 a). Simulation and the fourth industrial revolution. In *Simulation for Industry 4.0* (pp. 1-17). Springer, Cham.
- Gunal, M. M. (2019 b). Simulation for the Better: The Future in Industry 4.0. (pp. 275-283). Springer, Cham.
- Gunal, M.M., Karatas, M. (2019). Industry 4.0, Digitisation in Manufacturing, and Simulation: A Review of the Literature. In: Gunal, M. (eds) *Simulation for Industry 4.0*. Springer Series in Advanced Manufacturing. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-04137-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-04137-3_2)
- Henrique, L., Vasconcellos, R., Industrial, D. E., Junior, P. G., Rodrigues, F., & Engineer, P. (2021). AN INDUSTRY 4.0 MATURITY MODEL APPLIED TO THE AUTOMOTIVE SUPPLY CHAIN. *Revista Gestão & Tecnologia*, 21(4), 230–258.
- Hernández, L. (2020), Grupo Bosch implementa tecnología 4.0 en sus plantas, Mexico Industry, Grupo Bosch implementa tecnología 4.0 en sus plantas ([mexicoindustry.com](http://mexicoindustry.com))
- Howard, E. (2019) Evolution of Discrete Event Simulation Software, Simio from <https://simio.com/blog/2019/11/13/evolution-of-discrete-event-simulation-software/>
- INEGI. (2016). Estadísticas a propósito de ... la Industria automotriz (p. 40), [https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva\\_estruc/702825079963.pdf](https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825079963.pdf).
- Innovae (2016). Airbus, un caso de éxito de la industria 4.0, <https://www.innovae.eu/airbus-un-caso-de-exito-de-la-industria-4-0/>
- Juraj, S., & Zuzana, K. (2018). Automotive industry in the context of industry 4.0 strategy. *Safety Engineering Series*, XIII (2), 61–65. <https://doi.org/10.2478/tvsbses-2018-0014>
- Kliment, M., Trebuna, P., Pekarcikova, M., Straka, M., Trojan, J., & Duda, R. (2020). Production Efficiency Evaluation and Products' Quality Improvement Using Simulation. *International Journal of Simulation Modelling (IJSIMM)*, 19(3). <https://doi.org/10.2507/IJSIMM19-3-528>

- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H. G., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business and Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- Law, A. M. (2019). How to Build Valid and Credible Simulation Models. *Proceedings - Winter Simulation Conference, 2019-Decem*, 1402–1414. <https://doi.org/10.1109/WSC40007.2019.9004789>
- Le-boucher (2022). Vehicle Digital Twin: when physical and digital models unite. Renault. <https://www.renaultgroup.com/en/news-on-air/news/vehicle-digital-twin-when-physical-and-digital-models-unite/>
- Martínez, A. (2020), Retos en la implementación de industria 4.0 , *Industria 4. 0 en México. Elementos diagnósticos y puesta en práctica en sectores y empresas*, México, Plaza y Valdés editores ,133-152
- Méndez Ramírez, F. J., Martínez, K., & Sotelo Martínez, B. G. (2021). Transformación digital en el control de calidad de producción automotriz: Industria 4.0. *Revista Internacional de Tecnología, Conocimiento y Sociedad*, 9(1), 41–56. <https://doi.org/10.18848/2474-588x/cgp/v09i01/41-56>
- Mikušová, N., Badiarová, S., & Jeřábek, K. (2020). Optimization of Welding Pliers Production for the Automotive Industry. *Advances in Science and Technology Research Journal*, 14(4), 240–249. <https://doi.org/10.12913/22998624/128105>
- Molina, I. (2020), Puebla quiere ser promotor de la Industria 4.0, *Mexico Industry*, <https://mexicoindustry.com/noticia/puebla-quiere-ser-promotor-de-la-industria-40>
- Nava Aguirre, K. M., Silva Ábrego, J. G., Guajado García, A., Leyva Velázquez, O. U., & Torres Camarillo, C. Y. (2019). La incorporación de la Industria 4.0 en el sector de autopartes en Nuevo León, México (The incorporation of industry 4.0 in the auto parts sector in Nuevo Leon, Mexico). *Innovaciones De Negocios*, 16(32). <https://doi.org/10.29105/rinn16.32-3>
- OICA (2019), 2019 Production Statistics, <https://www.oica.net/category/production-statistics/2019-statistics/>
- Oropeza, A., Hernández, L., Castro, E. (2018), Bosch builds intelligent manufacturing factory in Guanajuato, *Mexico Industry*, <https://www.invest.mexicoindustry.com/en/article/bosch-builds-intelligent-manufacturing-factory-in-guanajuato>
- Pekarčíková, M., Trebuňa, P., Kliment, M., Edl, M., & Rosocha, L. (2020). Optimization of technological jigs flow in automotive using software module tecnomatix plant simulation. *Acta Logística*, 7(2), 111-120

- Pekarcikova, M., Trebuña, P., Kliment, M., Mizerák, M., & Kral, S. (2021). Simulation Testing of the E-Kanban to Increase the Efficiency of Logistics Processes. *International Journal of Simulation Modelling*, 20, 134-145.
- ProMéxico (2011). Diseñado en México. Mapa de ruta de diseño, ingeniería y manufactura avanzada. México: Centro Nacional de Metrología (Cenam)-ProMéxico-Secretaría de Economía [se]. Recuperado de <https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/60156/MRT-Manufactura-Avanzada.pdf>
- PWC. (2016). Industry 4.0: Building the digital enterprise. In PwC's 2016 Global Industry 4.0 Survey. [www.pwc.com/industry40](http://www.pwc.com/industry40)
- Ramírez-Granados, M., Hernández, J. E., & Lyons, A. C. (2014). A discrete-event simulation model for supporting the first-tier supplier decision-making in a UK's automotive industry. *Journal of Applied Research and Technology*, 12(5), 860–870. [https://doi.org/10.1016/S1665-6423\(14\)70592-9](https://doi.org/10.1016/S1665-6423(14)70592-9)
- Ruiz, A., Martínez, F., Cegarra, E., & G., J. (2018). La Transformación Digital De Los Sistemas Lean a Través De La Industria 4.0. Un Caso Práctico Francisco. *Economía Industrial*, 409, 25–35.
- Ruiz, E., Urenda, M., & Syberfeldt, A. (2017). INTEGRATING SIMULATION-BASED OPTIMIZATION, LEAN, AND THE CONCEPTS OF INDUSTRY 4.0. *Proceedings of the 2017 Winter Simulation Conference, Winter Sim*, 3828–3839.
- Saberi, B. (2018). The role of the automobile industry in the economy of developed countries. *International Robotics & Automation Journal*, 4(3), 179–180. <https://doi.org/10.15406/iratj.2018.04.00119>
- Santos, C. H. dos, de Queiroz, J. A., Leal, F., & Montevechi, J. A. B. (2020). Use of simulation in the industry 4.0 context: Creation of a Digital Twin to optimise decision making on non-automated process. *Journal of Simulation*, 00(00), 1–14. <https://doi.org/10.1080/17477778.2020.1811172>
- SEAT S.A. (2021). SEAT S.A. incorpora robots móviles autónomos en la planta de Martorell. 3 de julio del 2022, Sitio web: <https://www.seat-mediacycenter.es/smc/seat-sa/seat-sa-news/humanresources/2021/SEAT-SA-incorpora-robots-moviles-autonomos-en-la-planta-de-Martorell.html>
- Scheidegger, A. P. G., Pereira, T. F., de Oliveira, M. L. M., Banerjee, A., & Montevechi, J. A. B. (2018). An introductory guide for hybrid simulation modelers on the primary simulation methods in

- industrial engineering identified through a systematic review of the literature. *Computers & Industrial Engineering*, 124, 474–492
- Schumacher, A., Erol, S., & Sihm, W. (2016). A Maturity Model for Assessing Industry 4.0 Readiness and Maturity of A maturity model for assessing Industry 4.0 readiness and maturity of manufacturing enterprises. *Procedia CIRP*, 52(February 2020), 161–166. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.040>
- Siderska, J. (2016). Application of Tecnomatix Plant Simulation for modeling production and logistics processes. *Business, Management and Economics Engineering*, 14(1), 64-73. <https://doi.org/10.3846/bme.2016.316>
- Siemens AG. (2019). Countdown to the tipping point for Industry 4.0. Siemens Financial Services. <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:fb9d1e59-4d83-41ab-af28-3ef298710d43/version:1565358141/countdown-to-the-tipping-point-for-industry-4-sfs-whitepaper-en.pdf>
- Siemens AG. (2022). Digital transformation: Leading by example. <https://new.siemens.com/global/en/company/stories/industry/electronics-digitalenterprise-futuretechnologies.html>
- Sonntag, M., Mehmman, J., & Teuteberg, F. (2021, December). Application of Industry 4.0 in the automotive sector. In *Hamburg International Conference of Logistics (HICL) 2021* (pp. 151-182). Epubli.
- Surucu, L., & Maslakci, A. (2020). Validity and Reliability in Quantitative Research. *Business and Management Studies: An International Journal*, 8(3), 2694–2726. <https://0-doi-org.biblioteca-ils.tec.mx/http://www.bmij.org/index.php/1/issue/archive>
- Taghavi, V., & Beauregard, Y. (2020). The relationship between lean and industry 4.0: Literature review. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, August, 808–820.
- Tecnomatix Plant Simulation (2022), Genetic Algorithms, Siemens, [https://docs.plm.automation.siemens.com/content/plant\\_sim\\_help/15/plant\\_sim\\_all\\_in\\_one\\_html/en\\_US/tecnomatix\\_plant\\_simulation\\_help/add\\_ins\\_reference\\_help/genetic\\_algorithms/genetic\\_algorithms.html](https://docs.plm.automation.siemens.com/content/plant_sim_help/15/plant_sim_all_in_one_html/en_US/tecnomatix_plant_simulation_help/add_ins_reference_help/genetic_algorithms/genetic_algorithms.html)

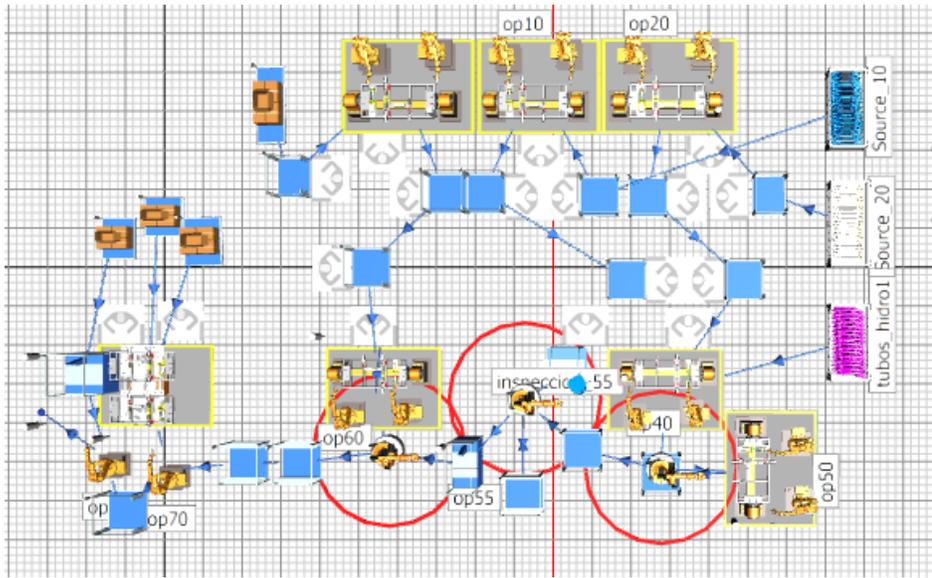
- Tóth, N., Ladányi, R., & Garamvölgyi, E. (2018). Elaborating Industry 4.0 compatible DSS for enhancing production system effectiveness. *IOP Conference Series: Materials Science & Engineering*, 448(1), 1. <https://doi-org.biblioteca-ils.tec.mx/10.1088/1757-899X/448/1/012040>
- Trigueiro de Sousa Junior, W., Barra Montevechi, J. A., de Carvalho Miranda, R., & Teberga Campos, A. (2019). Discrete simulation-based optimization methods for industrial engineering problems: A systematic literature review. *Computers and Industrial Engineering*, 128(December 2018), 526–540. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.12.073>
- Vaidya, S., Ambad, P., & Bhosle, S. (2018). Industry 4.0 - A Glimpse. *Procedia Manufacturing*, 20, 233–238. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.02.034>
- Vidrová, Z., Bohus, Z., & Adamko, P. (2021). Simulation as a Tool for Process Optimization in a Manufacturing Company. *SHS Web of Conferences*.
- Vieira, A. A. C., Dias, L. M. S., Santos, M. Y., Pereira, G. A. B., & Oliveira, J. A. (2018). Setting an industry 4.0 research and development agenda for simulation – A literature review. *International Journal of Simulation Modelling*, 17(3), 377–390. [https://doi.org/10.2507/IJSIMM17\(3\)429](https://doi.org/10.2507/IJSIMM17(3)429)
- Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2021). State of the art review on Industry 4.0 in manufacturing with the focus on automotive sector. *International Journal of Lean Six Sigma*. <https://doi.org/10.1108/IJLSS-05-2021-0101>
- Weiss, S., Schwarz, J. A., & Stolletz, R. (2019). The buffer allocation problem in production lines: Formulations, solution methods, and instances. *IIE Transactions*, 51(5), 456–485. <https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1442031>
- Williams, E. J., & Ülgen, O. M. (2012). Simulation applications in the automotive industry. In *Use Cases of Discrete Event Simulation* (pp. 45-58). Springer, Berlin, Heidelberg.

## 7 Apéndices

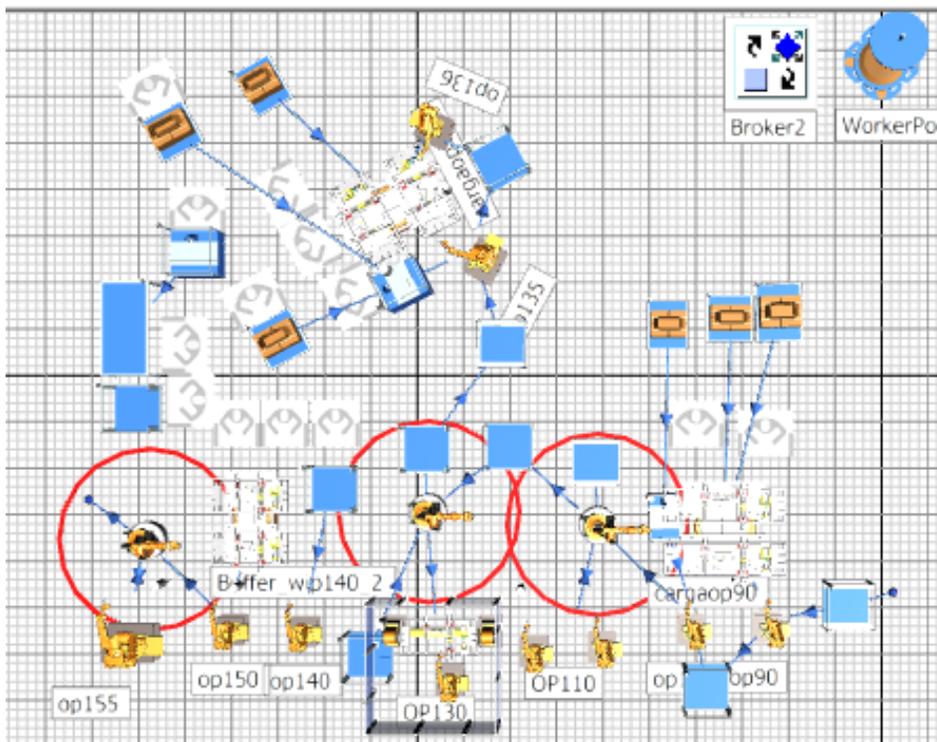
### Apéndice 1-Distribuciones de probabilidad usadas para las operaciones manuales

Operación	Distribución de probabilidad
Descarga operación 10	var r:real:=z_lognorm(1, 8.3, 1.7)
Carga operación 10	var r: real := z_cauchy(1, 18.1, 1.3)
Carga operación 20	var r: real := z_normal(1, 25.5, 2.7)
Descarga operación 20	var r: real := z_cauchy(1, 4.9, 0.4)
Carga operación 30	var r: real := z_normal(1, 25.2, 2)
Descarga operación 30	var r: real := z_lognorm(1, 8.9, 2.3)
Carga operación 40	var r: real := z_triangle(1, 20.8, 17.8, 38.1)
Inspección operación 55	var r: real := z_normal(1, 8.7, 1.9)
Carga operación 60	var r: real := z_weibull(1, 6.8, 10.2)
Carga operación 70	var r: real := z_gamma(1, 32.3, 0.4)
Carga operación 80	var r: real := z_lognorm(1, 11.4, 2.2)
Carga operación 90	var r: real := z_normal(1, 26, 2.3)
Carga operación 100	var r: real := z_lognorm(1, 10.4, 2.2)
Limpieza de medias lunas en operación 135	var r: real := z_normal(1, 17.1, 1.9)
Carga operación 135	var r: real := z_pareto(1, 7.9, 13.8)
Carga operación 136	var r: real := z_triangle(1, 13.3, 12.8, 20.3)
Descarga operación 136	var r: real := z_pareto(1, 5.5, 6.8)
Inspección 136	var r: real := z_normal(1, 29.3, 6.1)
Carga operación 140	var r: real := z_pareto(1, 9.5, 27.9)
Descarga operación 140	var r: real := z_cauchy(1, 12.8, 1.1)
Carga operación 150	var r: real := z_loglogistic(1, 30.9, 16.6)
Inspección 160	var r: real := z_lognorm(1, 63.7, 8.6)
Retrabajo 160	var r: real := z_normal(1, 90.1, 14.2)
Gp12	var r: real := z_triangle(1, 319.4, 260.3, 534.3)

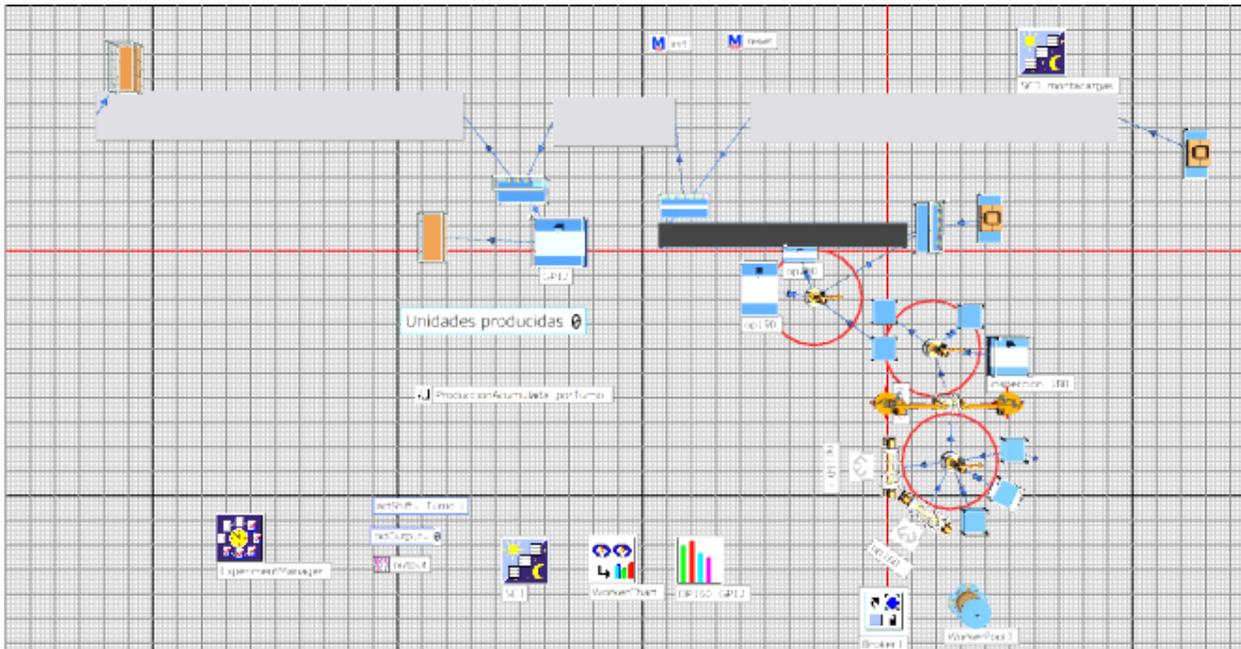
Apéndice 2-Modelación de las operaciones 10 a 70/80



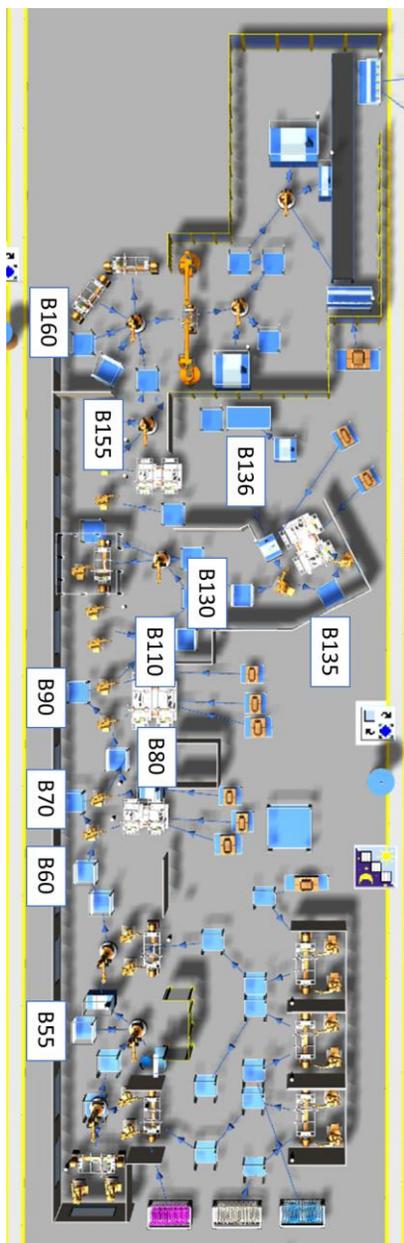
Apéndice 3- Modelación de operaciones 90/100 a 150



Apéndice 4-Modelación de operaciones 160 a GP12



Apéndice 5-Ubicación de los buffers analizados mediante el escenario de Distribución óptima de los buffers



*Apéndice 6- Abreviaciones y acrónimos*

AI	Inteligencia Artificial
AMDA	Asociación Mexicana de Distribuidores de Automóviles
AMIA	Asociación Mexicana de la Industria Automotriz
BAP	Buffer Allocation Problem
CPS	Sistemas de producción ciberfísicos
DES	Simulación de eventos discretos
DOE	Diseño de experimentos
IIoT	Internet industrial de las cosas
INEGI	Instituto Nacional de Estadística y Geografía
IoT	Internet de las cosas
MTTR	Tiempo promedio para reparar
OEM	Fabricantes de equipo original
OICA	Organización Internacional de Constructores de Automóviles

## Currículum Vitae

Gerardo Alejandro Cruz Manjarrez

gerardoacruz@gmail.com

Originario de la ciudad de México. Cursó los estudios de licenciatura en Ingeniería Industrial y de Sistemas en el Tecnológico de Monterrey Campus Sinaloa, donde obtuvo la certificación en “Green Belt” de Lean Seis Sigma. Además fue acreedor al reconocimiento “Diploma por desarrollo estudiantil”.

Fue aceptado en la Maestría en Ciencia de la Ingeniería en 2021.