



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**TRABAJO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO
DE INGENIERO INDUSTRIAL**

TEMA:

**“MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PLAN AGREGADO
DE PRODUCCIÓN DE EMPRESAS TEXTILES APLICANDO
TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL”**

**AUTOR(A): ARAUJO DÁVILA ROBERTH ALEXIS
DIRECTOR: MSc. Ing. YACKLEEM MONTERO SANTOS**

Ibarra – Ecuador

2020



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

BIBLIOTECA UNIVERSITARIA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA.

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	100493681-9		
APELLIDOS Y NOMBRES:	ARAUJO DÁVILA ROBERTH ALEXIS		
DIRECCIÓN:	SAN ANTONIO DE IBARRA.		
EMAIL:	raaraujod@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:	2-550-142	TELÉFONO MÓVIL:	0939400880
DATOS DE LA OBRA			
TÍTULO:	MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PLAN AGREGADO DE PRODUCCIÓN DE EMPRESAS TEXTILES APLICANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.		
AUTOR (ES):	ARAUJO DÁVILA ROBERTH ALEXIS		
FECHA: AAAAMMDD			
SÓLO PARA TRABAJOS DE GRADO			
PROGRAMA:	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSGRADO		
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	INGENIERO INDUSTRIAL		
ASESOR /DIRECTOR:	ING. YAKCLEEM MONTERO SANTOS MSC.		



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS
APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 07 días del mes de octubre de 2020

.....
Nombre: Araujo Dávila Roberth Alexis
Cédula: 100493681-9



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS
APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

CERTIFICACIÓN

Ing. Yackleem Montero Santos MSc., director del Trabajo de Grado desarrollado por el señor estudiante Araujo Dávila Roberth Alexis.

CERTIFICA

Que, el Proyecto de Trabajo de grado titulado “MODELO PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PLAN AGREGADO DE PRODUCCIÓN DE EMPRESAS TEXTILES APLICANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL”, ha sido elaborado en su totalidad por el señor estudiante Araujo Dávila Roberth Alexis bajo mi dirección para la obtención del título de Ingeniero Industrial. Luego de ser revisada, considerando que se encuentra concluido y cumple con las exigencias y requisitos académicos de la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas, Carrera de Ingeniería Industrial, autorizo su presentación y defensa para que pueda ser juzgado por el tribunal correspondiente.

Ing. Yackleem Montero Santos MSc.

DIRECTOR DE TESIS



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS
APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

DEDICATORIA

A Dios

(quien me dio fuerzas para seguir adelante en todo momento);

A Elizabeth y Javier Araujo

(quienes, en realidad, creyeron, confiaron, soportaron y nunca desistieron);

A Ariadne Carolina Araujo

(quien, estoy seguro, superará, por mucho, al autor de esta obra);

A Johana Guerrero

*(quien, como mi compañera de vida, ideales y metas, nunca soltó y abandonó este
sueño compartido);*

A Jordan Araujo y Britney Flores

(quienes nunca dejaron de apoyarme);

ROBERTH ALEXIS ARAUJO DÁVILA



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS
APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

AGRADECIMIENTOS

A mi familia

(quienes, de manera incondicional, siempre me apoyaron);

A los ingenieros Yackleem Montero y Leandro Lorente

*(quienes, con paciencia, supieron guiarme y apoyarme en la construcción de este
trabajo);*

A los verdaderos amigos: Ronnie, Daniel y Lupita

(en los quienes vivo y estoy presente);

ROBERTH ALEXIS ARAUJO DÁVILA

ÍNDICE

IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA.....	II
CONSTANCIAS.....	III
CERTIFICACIÓN.....	IV
DEDICATORIA.....	V
AGRADECIMIENTOS.....	VI
ÍNDICE.....	VII
ÍNDICE DE FIGURAS.....	IX
ÍNDICE DE TABLAS.....	X
ÍNDICE DE ANEXOS.....	XI
RESUMEN.....	XII
ABSTRACT.....	XIII
CAPÍTULO I.....	1
1. Generalidades.....	1
1.1. Tema.....	1
1.2. Problema.....	1
1.3. Objetivos.....	2
1.3.1. General.....	2
1.3.2. Específicos.....	2
1.4. Alcance.....	3
1.5. Justificación.....	3
CAPÍTULO II.....	5
2. Marco Teórico.....	5
2.1. Introducción.....	5
2.2. Administración de Operaciones.....	6
2.2.1. La Administración de Operaciones como función.....	8
2.3. Sistemas de producción.....	11
2.4. Planificación, ejecución y control de la producción.....	12
2.4.1. Estructura jerárquica de la planificación y control de la producción.....	12
2.4.2. Requerimientos del sistema de planificación de la producción.....	15
2.5. Plan Agregado de Producción.....	16
2.5.1. Técnicas de resolución de Planes Agregados de Producción.....	18
2.6. Pronósticos.....	29
2.6.1. Etapas del pronóstico.....	30

CAPÍTULO III	34
3. Desarrollo del modelo de optimización del Plan Agregado de Producción	34
3.1. Introducción	34
3.2. Plan Agregado de producción	34
3.2.1. Nomenclatura de productos	34
3.2.2. Determinación de pronósticos	34
3.2.3. Cálculo de las necesidades reales de producción	39
3.2.4. Plan Agregado de Producción	41
3.3. Optimización de enjambre de partículas	45
3.4. Sistematización de parámetros y variables	47
3.5. Resultados computacionales	49
CAPÍTULO IV	50
4. Análisis de resultados	50
4.1. Variación entre costos totales	50
4.2. Variación en el nivel de servicio	53
CONCLUSIONES	56
RECOMENDACIONES	57
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	58
ANEXOS	63

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Hilo conductor para el desarrollo del marco teórico.	5
Figura 2: La Administración de operaciones como función.....	9
Figura 3: Estructura de un sistema jerárquico de planificación, ejecución y control de la producción.	13
Figura 4: Proceso de planificación y control de la producción.	14
Figura 5: Requerimientos del sistema de planificación de la producción.....	15
Figura 6: Fases en la determinación del Plan Agregado de Producción.	17
Figura 7: Grupos estructurales para modelos del Plan Agregado de Producción.	19
Figura 8: Proceso típico de un algoritmo genético.....	21
Figura 9: Proceso típico de búsqueda de tabú.	22
Figura 10: Proceso típico de recocido simulado.	24
Figura 11: Proceso típico de optimización de enjambre de partículas.	26
Figura 12: Etapas desagregadas para el pronóstico.....	30
Figura 13: Funciones de autocorrelación para el SKU1 y SKU3.	36
Figura 14: Análisis de estacionalidad para el SKU1 y SKU3.....	36
Figura 15: Funciones de autocorrelación para el SKU2 y SKU4.	37
Figura 16: Análisis de estacionalidad para el SKU2 y SKU4.....	38
Figura 17: Funciones de autocorrelación para el SKU5.	38
Figura 18: Análisis de estacionalidad para el SKU5.....	39
Figura 19: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 1.	51
Figura 20: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 2.	52
Figura 21: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 3.	53

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Eventos significativos en la administración de operaciones.	6
Tabla 2: Nomenclatura de productos.....	34
Tabla 3: Selección del representante tipo para la familia de productos 2.	40
Tabla 4: Selección del representante tipo para la familia de productos 3.	40
Tabla 5: Cálculo de unidades equivalentes mensuales para la familia de productos 2.	41
Tabla 6: Cálculo de unidades equivalentes mensuales para la familia de productos 3.	41
Tabla 7: Conjunto de parámetros.	42
Tabla 8: Conjunto de variables de decisión y no decisión.	43
Tabla 9: Pseudo código del PSO.	47
Tabla 10: Parámetros de entrada: Familia de productos 1.	47
Tabla 11: Parámetros de entrada: Familia de productos 2.	48
Tabla 12: Parámetros de entrada: Familia de productos 3.	48
Tabla 13: Parámetros del algoritmo de optimización de enjambre de partículas.....	49
Tabla 14: Resultados del Plan Agregado de Producción optimizados.	49
Tabla 15: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 1.	50
Tabla 16: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 2.	51
Tabla 17: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 3.	52
Tabla 18: Niveles de servicio alcanzados durante el período 2019.	54
Tabla 19: Análisis de nivel de servicio por período.	54
Tabla 20: Análisis de incremento nivel de servicio por período y técnica empleada. ...	55
Tabla 21: Incremento en el nivel de servicio a obtener.....	55

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1 Resumen general de los métodos, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, aplicados al problema del Plan Agregado de Producción.	63
Anexo 2 Resumen de los métodos de pronóstico.....	66
Anexo 3 Ventas mensuales totales.	67
Anexo 4 Series de tiempo de las ventas mensuales totales por SKU.....	68
Anexo 5 Pronósticos de series de tiempo.	71
Anexo 6 Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO).	73
Anexo 7 Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa.	76
Anexo 8 Cálculo del nivel de servicio para el año 2018.	79

RESUMEN

En condiciones reales, el desarrollo de un Plan Agregado de Producción reviste un carácter complejo y dinámico, debido a que involucra múltiples variables productivas que se interrelacionan con la finalidad de responder a las fluctuaciones en la demanda y las condiciones inciertas a las cuales está sujeta la industria textil y de confección de la provincia de Imbabura. Para superar tales limitaciones, el empleo de técnicas de inteligencia artificial bioinspiradas han demostrado un desempeño óptimo frente a metodologías tradicionales que generan planes de producción que, en varios escenarios, llegan a comprometer la obtención de costos totales mínimos y altos niveles de servicio. Basado en lo anterior, en este trabajo, se estudia a la Planificación de Producción Agregada y las técnicas que, bajo el contexto de inteligencia artificial, permiten optimizarlo y, además, se propone un modelo de optimización de enjambre de partículas (PSO) para optimizar el Plan Agregado de Producción de tres familias de productos de una empresa textil y de confección de la provincia de Imbabura. Los resultados experimentales demuestran que el comportamiento colectivo, robusto e inteligente de la técnica de inteligencia artificial propuesta, sobre un modelo matemático de programación lineal de enteros mixtos, permitió minimizar los costos totales en USD 3644,45 anuales e incrementar los niveles de servicio en 9,84%, 2,77% y 16.72% para las familias de productos 1, 2 y 3, respectivamente.

ABSTRACT

In real conditions, the development of an Aggregate Production Planning covers a complex and dynamic character, due it involves multiple productive variables that are interrelated in order to respond in demand fluctuations and the uncertain conditions to which is subject to the textile and clothing industry in the Imbabura province. To overcome such limitations, the bio-inspired artificial intelligence techniques use have shown an optimal performance face to traditional methodologies that generate production plans that, in various scenarios, come to compromise obtaining minimum total costs and high service levels. Based on the above, in this work, Aggregate Production Planning and the techniques that, under the context of artificial intelligence, allow it to be optimized are studied, besides a particle swarm optimization model (PSO) is proposed to optimize the Aggregate Production Planning of three families of products of a textile and clothing company in the Imbabura province. The experimental results have shown that the collective, robust and intelligent behavior of the proposed artificial intelligence technique, on a mathematical model proposed of mixed-integer programming which allowed us to minimize total costs by USD 3,644.45 per year and increase service levels by 9, 84%, 2.77% and 16.72% for product families 1, 2 and 3, respectively.

CAPÍTULO I

1. Generalidades

1.1.Tema

Modelo para la optimización del Plan Agregado de Producción de empresas textiles aplicando técnicas de inteligencia artificial.

1.2.Problema

Actualmente, el sector textil y de confección representa una de las principales actividades económicas en Ecuador, siendo la quinta industria manufacturera más representativa. Según la Asociación de Industrias Textiles del Ecuador (AITE) las ventas de este sector a nivel interno alcanzaron, en promedio, los 1500 millones de dólares entre enero y diciembre de 2019, y, a nivel externo, los 115 millones de dólares. En términos de empleabilidad directa e indirecta, el sector generó empleo para más de 160 mil personas a nivel nacional, lo que evidencia su significancia dentro del contexto económico y social del país.

De acuerdo con datos arrojados por el Censo Nacional Económico 2010, la provincia de Imbabura acoge al 4,5% de establecimientos destinados a la manufactura de productos textiles y de confección del Ecuador (INEC, 2010), por lo que la decisión de formular planes, que provean las capacidades precisas de producción en aras de enfrentar las demandas futuras y generar crecimiento económico de la zona, en términos de medio plazo (Gaither & Frazier, 1999), persiste; a pesar de no lograr resultados alentadores beneficiados por la complejidad que recae sobre la formulación de planes de producción, específicamente al hablar del Plan Agregado de Producción (PAP).

Actualmente, la diversificación de pedidos, la incertidumbre que recae sobre las distintas fuentes generadoras de demanda, la disponibilidad de materia prima, los tiempos de entrega limitados y la determinación incierta de las cantidades en inventario, imposibilita el desarrollo de PAP alternativos, precisos y eficientes.

En consecuencia, el desenvolvimiento efectivo de las industrias textiles y de confección de la zona podría verse limitado y caracterizado por la presencia de problemas tales como:

- Rentabilidad minimizada.
- Reprogramaciones innecesarias de sus planes de producción a mediano plazo y, por consiguiente, de corto plazo y precedentes.
- Incumplimiento de volúmenes de producción acordados.
- Exceso de inventario en almacenes.
- Disponibilidad de materia prima necesaria para un determinado volumen de producción.
- Ineficiente aprovechamiento de recursos.

Además, las empresas textiles y de confección de la provincia de Imbabura que si cuentan con PAP no consideran en su totalidad a los distintos factores de toma de decisiones (horas extras, despidos, contrataciones, empleo de inventarios y niveles adecuados de subcontratación) puesto que representa un reto complejo, más aún cuando la forma en la que se lleva a cabo la planificación de la producción es empírica y poco práctica, lo que vuelve a los PAP ineficientes e imprecisos.

En definitiva, al no contar con un PAP optimizado, las industrias textiles y de confección de la zona se ven impulsadas a tomar medidas de actualización urgentes que se sustenten en el empleo de innovadoras y novedosas técnicas bajo el contexto de inteligencia artificial, que permitan reducir la incertidumbre, evitar recurrir a argumentos subjetivos y acelerar el crecimiento de empresas textiles y de confección de la zona.

1.3.Objetivos

1.3.1. General

Diseñar un modelo para optimizar el Plan Agregado de Producción que conduzca al mejoramiento de la productividad y competitividad de empresas textiles mediante la aplicación de técnicas de inteligencia artificial.

1.3.2. Específicos

- Realizar una revisión bibliográfica sobre los modelos y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial que se emplean para la optimización de la planificación de producción agregada.
- Desarrollar el modelo para optimizar el Plan Agregado de Producción mediante la aplicación de técnicas de inteligencia artificial.

- Analizar las mejoras que alcanzarán las empresas textiles con la optimización del Plan Agregado de Producción.

1.4. Alcance

El horizonte de planificación de la producción que se pretende abarcar es a mediano plazo, de 3 a 18 meses, lo que deriva en el diseño de un modelo destinado a la optimización del Plan Agregado de Producción a partir del empleo de técnicas de Inteligencia Artificial tales como: algoritmos genéticos, enjambre de partículas, colonia de hormigas, redes neuronales, técnicas metaheurísticas y sistemas híbridos.

Para llevar a cabo esta tarea se emplearán datos históricos de empresas textiles de la provincia de Imbabura que se encuentran inmersos dentro de repositorios de investigaciones realizadas dentro del marco del proyecto CUICYT-UTN: “Optimización de la distribución física y en planta en la cadena de suministro aplicando técnicas heurísticas”.

1.5. Justificación

El PAP es un plan de producción a mediano plazo, el cual se emplea para el establecimiento de los niveles finales a producir de familias de productos bajo entornos inconsistentes y con capacidades limitadas de las empresas.

Según (Domínguez Machuca, 1995a), el PAP permite a cualquier organización:

- Conseguir un nivel de conexión y comunicación alto entre los Departamentos de Operaciones y la Alta Dirección, sin dejar de lado a las distintas áreas funcionales que conforman las empresas;
- Servir como punto de partida u origen del extenso proceso de planificación y control de la producción a desarrollar por las industrias; y
- Ser uno de los medios de control del Plan Estratégico, en donde las distintas áreas acuerdan las cantidades a producir y vender de un determinado bien en dependencia de la capacidad de la organización.

La optimización del PAP es de vital importancia, por los motivos descritos anteriormente y porque se otorga mayor robustez al plan, lo que conduce a éste a hacer frente de forma efectiva a, según (Jamalnia, Yang, Feili, Xu, & Jamali, 2019), la naturaleza no lineal, combinatoria y de gran escala de los PAP.

Desde otra perspectiva, al ser el punto de partida de planes precedentes (Plan Maestro de Producción, Plan de Requerimientos de Materiales, entre otros), requiere ser optimizado con la finalidad de formular planes que se adapten a los cambios inciertos del mercado, mejoren el nivel de rentabilidad y generen pérdidas económicas mínimas.

Las técnicas de Inteligencia Artificial a emplear para solucionar los problemas asociados a la planificación a mediano plazo tienen, como propósito principal, eliminar la brecha entre lo que se cree que es bueno y lo que realmente es óptimo al no eludir la naturaleza compleja e incierta de los PAP en su proceso de formulación.

De hecho, la importancia que recae sobre la manipulación de información incierta, según (Nehzati & Ismail, 2011), permite facilitar el proceso de toma de decisiones, actuando de manera inteligente mediante la consideración de innumerables variables que minimicen la cantidad de pérdidas económicas que pueden llegarse a generar.

Para las empresas textiles y de confección de la provincia de Imbabura, en las cuales el modelo de optimización a desarrollar puede replicarse con bastante éxito, la competencia es uno de los factores externos que más afectan su continuidad, por lo tanto, la eficacia de la nueva perspectiva facilitará su supervivencia en el mercado local exigente.

Con las mejoras que se pretende alcanzar, se busca impulsar la productividad y competitividad de empresas textiles y de confección de la provincia de Imbabura que conduzca a un crecimiento económico sostenible de manera redistribuida y solidaria según lo especificado dentro del Objetivo 5, Eje 2, del Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021-Toda una Vida (SENPLADES, 2017).

CAPÍTULO II

2. Marco Teórico

2.1.Introducción

Con la finalidad de garantizar la coherencia en cuanto al desarrollo del marco teórico de la presente investigación, la Figura 1 muestra el hilo conductor de la misma, en donde, se comienza con el análisis de la Administración de Operaciones, su desarrollo y avances alcanzados, así como también se descompone cada uno de sus términos de modo que, a partir de su conceptualización individual, se logre formular un concepto sistemático y congruente.

A continuación, se estudia a la Administración de Operaciones como función esencial dentro de una organización para, en segunda instancia, efectuar un breve estudio de los sistemas de producción e iniciar con el detalle del proceso de planificación, ejecución y control de la producción bajo un enfoque jerárquico, haciendo énfasis especial en el Plan Agregado de Producción y las técnicas que, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, son capaces de resolver de manera efectiva este problema. Finalmente, se analiza el tema de pronósticos, puesto que es uno de los insumos críticos dentro del proceso de planificación de la producción.

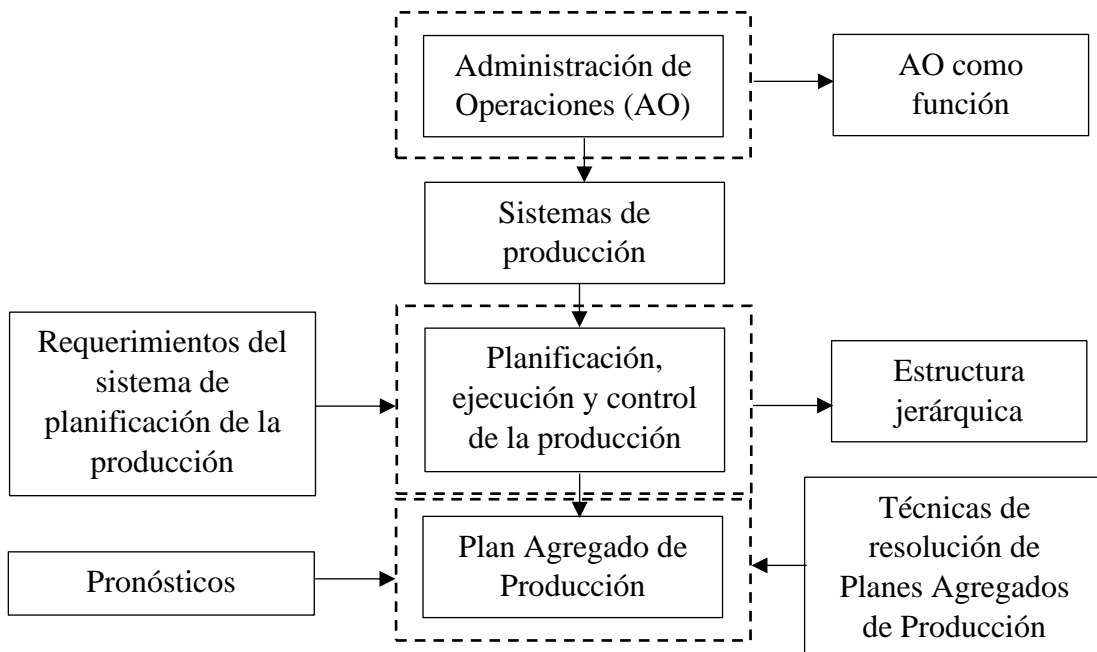


Figura 1: Hilo conductor para el desarrollo del marco teórico.

Fuente: Propia.

2.2. Administración de Operaciones

La Administración de Operaciones ha existido desde que el hombre, por naturaleza propia, comenzó a producir bienes y servicios con la finalidad de satisfacer no sólo sus necesidades, sino también la de los demás a cambio de algún tipo de beneficio, en su mayoría económico, lo que vuelve a su historia interesante, pero a la vez compleja.

Varios fueron los eventos significativos que, de la mano de varias contribuciones innovadoras de personajes emblemáticos, dieron paso a la mejora sustancial de la Administración de Operaciones. La Tabla 1 resume algunos hechos importantes dentro del contexto del desarrollo de la Administración de Operaciones.

Tabla 1: *Eventos significativos en la administración de operaciones.*

Intervalo de tiempo	Descripción	Contribución	Responsable
1776 -1880	Primeros conceptos	Especialización del trabajo	(Smith, Babbage)
		Partes estandarizadas	(Whitney)
1880 -1910	Era de la administración científica	Gráficas de Gantt	(Gantt)
		Estudios de tiempos y movimientos	(Gilbreth)
		Análisis de procesos	(Taylor)
		Teoría de colas	(Erlang)
1910 – 1980	Era de la producción en masa	Línea de ensamble móvil	(Ford/Sorensen)
		Muestreo estadístico	(Shewhart)
		Lote económico	(Harris)
		Programación lineal PERT/CPM	(DuPont)
		Planeación de requerimientos de materiales	
1980 – 1995	Era de la manufactura esbelta	Entregas justo a tiempo	
		Diseño asistido por computadora	
		Intercambio electrónico de datos	
		Administración total de la calidad	
		Premio Baldrige	
		Delegación de autoridad	
1995 – 2010	Era de la personalización masiva	Kanbans	
		Globalización	
		Internet y comercio electrónico	
		Planeación del recurso empresarial	
		Organización que aprende	
		Estándares de calidad internacionales	
		Programación finita	
Administración de la cadena de suministro			
Personalización masiva			

Actualmente, la Administración de Operaciones tiene un papel renovado como elemento fundamental para la satisfacción de las necesidades de los clientes de una determinada organización dado que estas últimas se aseguran de que las actividades de producción estén integradas coherentemente en los más altos niveles de estrategia con la finalidad de ofrecer un tipo de liderazgo preciso, eficiente y eficaz, y no diverso y fragmentado (Adam & Ebert, 1991).

Para comprender con exactitud lo que significa y representa la Administración de Operaciones, resulta importante definir sus términos por separado, de tal manera que se lleve a cabo un análisis que parta de lo particular a lo general.

En primer lugar, el término administración es definido, por varios autores y desde diferentes puntos de vista, como:

- El proceso continuo que abarca de forma sistémica las funciones de planeación, organización y control (Adam & Ebert, 1991).
- La aplicación de la planeación, la organización, la asignación de personal, la dirección y el control para el logro de objetivos (Heizer & Render, 2009).

Por otro lado, el término operaciones tiene la particularidad de ser transversal debido a que es aplicable a todas las actividades de cada una de las áreas funcionales de una organización caracterizada por la producción de bienes tangibles e intangibles, algunos autores la definen formalmente como:

- El conjunto de actividades necesarias para llevar a cabo el proceso de producción de bienes y servicios que ofrecen las empresas y organizaciones dedicadas a la producción de bienes y servicios (Negrón, 2009).
- Procesos de manufactura, servicio y atención médica mediante los cuales los recursos de una empresa se transforman en los productos deseados por los clientes (Chase & Jacobs, 2014).
- Sistema (o proceso) de transformación que convierte los insumos en productos (Schroeder, Goldstein, & Rungtusanatham, 2011).

Con todo lo anterior expuesto, entonces, se puede conceptualizar a la administración de operaciones como:

- El diseño, dirección y control sistemáticos de los procesos que transforman los insumos en servicios y productos para los clientes internos y externos (Krajewski, Ritzman, Malhotra, Villareal, & del Pilartr, 2008).
- El diseño, operación y mejoramiento de los sistemas que crean y proporcionan los productos y servicios primarios de una empresa (Chase & Jacobs, 2014).
- El conjunto de actividades que crean valor en forma de bienes y servicios al transformar los insumos en productos terminados (Heizer & Render, 2009).
- El estudio de la toma de decisiones en la función de operaciones (Villalobos, Altahona, & Herrera, 2006).
- La responsable de administrar las operaciones (que representan el núcleo de una organización), por lo tanto, la administración de operaciones es la administración de sistemas o procesos que crean bienes y/o proporcionan servicios (Stevenson & Sum, 2015).

En resumen, la Administración de Operaciones de una empresa determinada es la responsable de la producción y entrega de bienes o servicios de valor para los clientes de la organización. Los responsables de esta función toman decisiones objetivas, viables y flexibles, para que su administración asegure que el proceso de transformación convierta los insumos en los productos terminados o servicios deseados (Schroeder et al., 2011).

Todas las decisiones que se tomen en cuanto a la Administración de Operaciones tienen como objetivo principal maximizar el valor agregado de los productos y servicios que son suministrados a los clientes a través de la articulación armónica de todos los componentes de la cadena de suministro.

2.2.1. La Administración de Operaciones como función

Toda empresa, ya sea un banco, restaurante, hospital, universidad, planta manufacturera, aerolínea, y demás, tienen tres áreas funcionales fundamentales dentro de su estructura organizacional: finanzas, marketing y operaciones. La coexistencia efectiva de estas tres funciones garantizará la eficiencia y eficacia de una empresa determinada y, por sobre todo, su existencia dentro del mercado global mediante la consecución y desarrollo de operaciones competitivas.

Para (Schroeder et al., 2011) la función de operaciones dentro de una organización es la responsable de la producción y entrega de bienes y servicios que se consideran de valor para los clientes o consumidores en una economía global y, por lo tanto, dichas

empresas no pueden sobrevivir o progresar sin este tipo de función. La Figura 2 muestra a las operaciones como una de las funciones imprescindibles dentro de una organización que, según (Heizer & Render, 2009), resultan uno de los ingredientes vitales para la supervivencia de una organización.

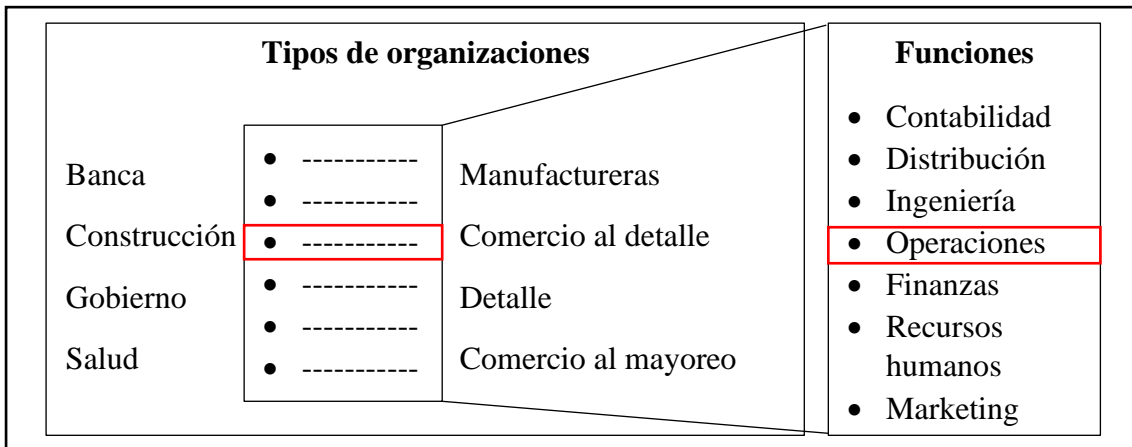


Figura 2: La Administración de operaciones como función.

Fuente: (Krajewski et al., 2008).

Cada una de las funciones citadas en la Figura 2 se caracterizan por tener sus propias especialidades, decisiones, responsabilidades, procesos y parte de dominio dentro de una organización, sin embargo, es claro que, como lo afirma (Adam & Ebert, 1991), y como se mencionó anteriormente, todas estas áreas funcionales no son independientes, sino que están interrelacionadas en forma muy estrecha, de tal manera que, como lo especifica (Krajewski et al., 2008), se eviten resultados deficientes y lentitud en la toma de decisiones por la generación de perspectivas limitadas que conduzcan a dejar de lado las metas generales de la organización.

Según (Domínguez Machuca, 1995b) la función de operaciones representa una de las bases más sólidas para obtener una ventaja competitiva sostenida, es por tanto que, resulta evidente, que los administradores de operaciones recurran a variadas e interesantes áreas de habilidades para hacer frente a problemas dinámicos y complejos.

Para (Carro & González Gómez, 2012) algunas de las áreas de habilidades a los que recurren los responsables de la función de operaciones son:

- Análisis cuantitativo.
- Sistemas de información.
- Comportamiento organizacional.
- Métodos internacionales de negocios.

- Tecnología.
- Administración de inventarios.

Por otra parte, (S. A. Kumar & Suresh, 2006) establece que las áreas de habilidades de la función de operaciones son las que siguen:

- Ubicación de las instalaciones.
- Diseños de plantas y manejo de materiales.
- Diseño de productos.
- Diseño de procesos.
- Control de producción y planificación.
- Control de calidad.
- Gestión de materiales.
- Gestión de mantenimiento.

(Chase & Jacobs, 2000) agrupa las áreas de habilidades de la función de operaciones en las que los autores las denominan como “5 P”:

- Personas – la fuerza laboral -.
- Plantas – los lugares donde se produce -.
- Partes – los materiales -.
- Procesos – los equipos y tecnología -.
- Sistemas de Planificación y Control – los procesos de información para operar el sistema -.

Por último, y no menos importante, (Stevenson & Sum, 2015) agrupan las áreas de habilidades en dos grupos: organización y dirección y planeación y control:

- **Organización y dirección:**
 - Estrategia de operaciones.
 - Localización de plantas y almacenes.
 - Planeación de la capacidad.
 - Diseño de instalaciones.
 - Diseño de la cadena de suministro.
- **Planeación y control:**
 - Administración de inventarios.
 - Planeación de la producción.

- Administración de materiales.
- Administración de calidad.

La función de operaciones resulta un arma competitiva que, si es manejada de forma coherente, la capacidad de una organización para elaborar sus productos de forma más eficiente, más fiable y más precisa, se incrementará con respecto a la competencia (Domínguez Machuca, 1995b).

2.3.Sistemas de producción

Los sistemas de producción han sido estudiados desde distintas perspectivas, por lo cual resulta importante que esta temática se aborde desde la conceptualización de los términos que la construyen, de tal manera que se pueda dar una definición sistémica y exacta de los sistemas de producción.

Para (Maynard, Arbat, & Sancho, 1980) un sistema consiste en un grupo, serie o conjunto de componentes naturales o artificiales que de acuerdo con (Carnota Lauzan & Villanueva, 1983) actúan de forma coordinada para lograr un fin y objetivo. Cada uno de los subsistemas o componentes poseen las mismas propiedades que el sistema y de esta interrelación surgen nuevas propiedades que para los subsistemas por separado sería imposible que las posean (León, Rivera, Navarro, & Tápanes, 2002).

(León et al., 2002) define al término producción como el proceso de transformación técnica y económica en condiciones de un diseño racional, planificado y controlado de una serie de entradas, denominadas como inputs o factores de producción (capital, trabajo y tecnología), en varios productos o servicios resultantes, llamados outputs, que conducen y provocan un incremento en la utilidad o valor destinados a satisfacer las necesidades o requerimientos de los clientes.

Con las definiciones presentadas en los apartados anteriores se puede definir, por consiguiente, a los sistemas de producción como:

- El conjunto de elementos ya sean estos materiales o conceptuales, naturales o artificiales que efectúan el proceso de transformación o producción de forma coordinada, racional, planificada y controlada de tal manera que se generen productos y servicios de valor para los clientes.

2.4. Planificación, ejecución y control de la producción

La planificación, ejecución y control de la producción constituye un proceso en el cual se toman decisiones de carácter diverso y dinámico en distintos niveles, para (Chapman, 2006) dichas decisiones incluyen el tipo, la cantidad y la pertinencia de los recursos; dentro de un horizonte temporal que, casi siempre, viene dado por el momento futuro en que la empresa requerirá contar con un estimado de las necesidades de recursos en aras de actuar de manera apropiada para garantizar su disponibilidad.

Es decir, la planificación, ejecución y control de la producción comprende el conjunto de actividades destinadas a prever lo que ha de producirse para atender las necesidades del mercado y, en base a ello, es la que dimensiona los recursos que habrá de conseguir para viabilizar el plan que resulta factible desde el punto de vista de la capacidad y recursos disponibles de la organización en cuestión (Roldán, 2001).

En síntesis, este proceso consiste en dar respuesta a las siguientes interrogantes: ¿qué y cuánto producirse a partir de la proyección del futuro deseado? ¿Qué medios serán los necesarios a emplear? Y ¿a partir de qué actividades podremos conseguirlo?

2.4.1. Estructura jerárquica de la planificación y control de la producción

Cada una de las funciones de una organización persigue sus propias, particulares, y específicas metas, sin embargo, resulta imprescindible que se alcance la coordinación efectiva de los objetivos, planes y actividades de tales funciones con respecto a las demás dentro de sus niveles de planificación estratégico, táctico y operativo. Dicha integración funcional requiere de un enfoque jerárquico que, independientemente de la forma en la que se estructure, en esencia, enlace de forma coherente cada uno de los niveles de dicha estructura, tal como se lo representa en la Figura 3.

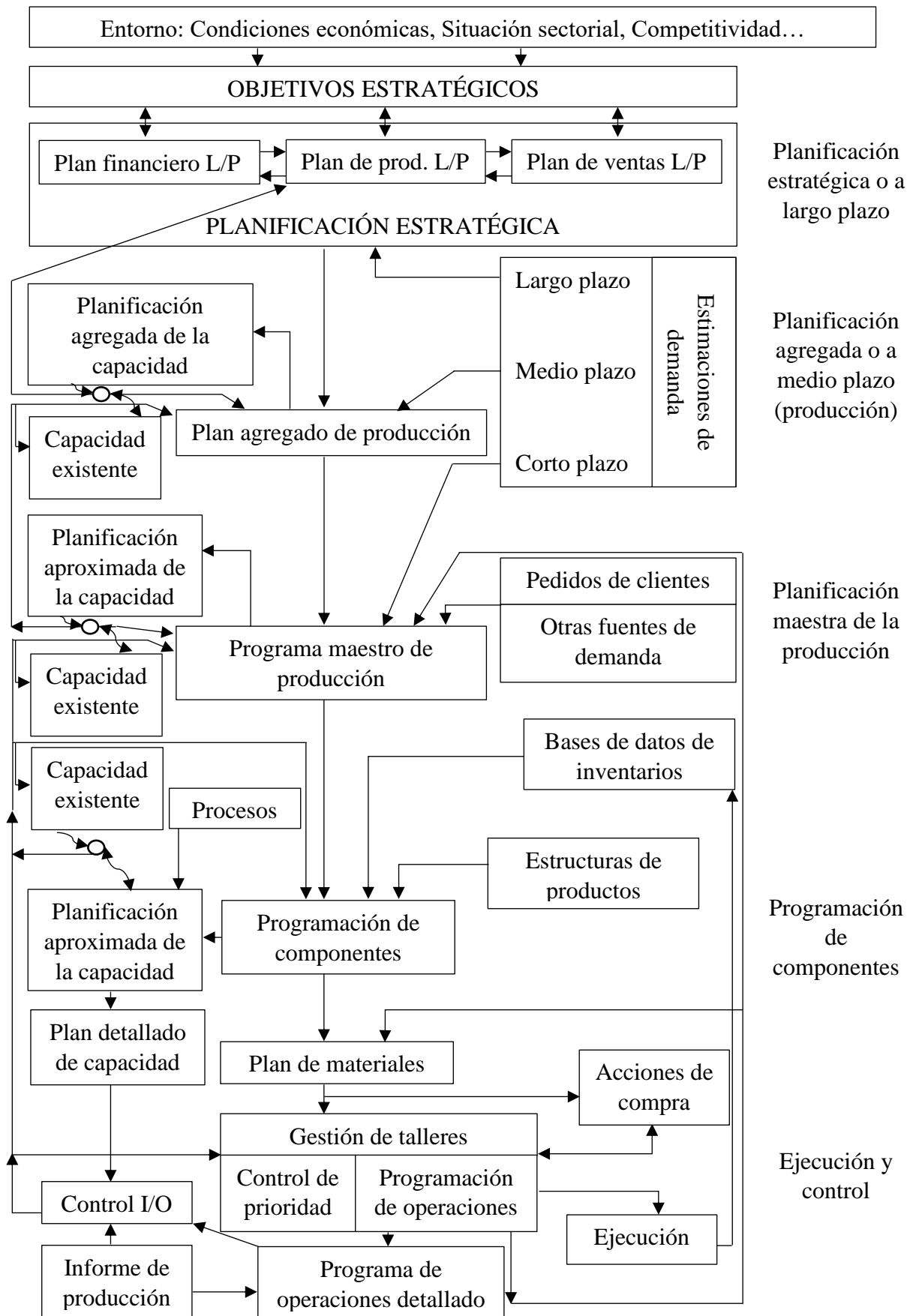


Figura 3: Estructura de un sistema jerárquico de planificación, ejecución y control de la producción.

Fuente: (Domínguez Machuca, 1995a).

Si se tiene en cuenta que cada uno de los niveles especificados en la Figura 3 usan distintos tipos de unidades, en dependencia de su nivel de agregación, conviene, entonces, aclararlos según lo precisado por (Domínguez Machuca, 1995a):

- **Componentes:** cada una de las partes que integran un producto final.
- **Productos:** el bien o servicio, resultado final del proceso de producción, que será distribuido a los consumidores.
- **Familias:** un grupo de productos o servicios que tienen similares requerimientos de demanda, así como necesidades de procesamiento, trabajo y material comunes.
- **Tipos:** grupos de familias que comparten una misma tendencia de comportamiento en su demanda.

Las empresas manufactureras, independientemente del tipo de actividad que desempeñen y el tamaño de las mismas, deben llevar a cabo cada una de las fases expuestas en la Figura 3, tomando en cuenta, en primer lugar, que la forma en la que se desarrollen dependerá ineludiblemente de las características inherentes a sus sistemas productivos y, en segundo lugar, la relación estrecha que guardan con los niveles de planificación empresarial y con la planificación y gestión de la capacidad (Domínguez Machuca, 1995a), ver Figura 4.

		PROCESO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL DE LA PRODUCCIÓN				
PLANIFICACIÓN EMPRESARIAL		FASE	PLAN A OBTENER	ACTIVIDAD PRECISA (entre otras)	GESTIÓN DE LA CAPACIDAD	
	ESTRATÉGICA	Planificación a largo plazo	Planificación a largo plazo (entre otros)	Planificación de la capacidad a largo plazo		▼
	TÁCTICA	Planificación agregada o a medio plazo	Plan agregado de producción	Plan agregado de capacidad		▼
	OPERATIVA	Programación maestra	Programa maestro de producción	Plan aproximado de capacidad		▼
Programación de componentes		Plan de materiales	Plan detallado de capacidad	▼		
Gestión de talleres		Programación de operaciones	Control de capacidad Control de prioridades Acciones de compra	▼		

Figura 4: Proceso de planificación y control de la producción.

Fuente: (Domínguez Machuca, 1995a).

Precisamente, la gestión de la capacidad es la responsable de la planeación de la misma dentro de una organización, de tal modo que se garanticen niveles óptimos de capacidad para lograr cumplir con cada uno de los planes de producción desarrollados y, paralelamente, satisfacer las necesidades de los clientes con la entrega de productos a tiempo, es decir, en las fechas establecidas.

En ese sentido, y como lo asegura (Vollmann, 1991) sin la provisión adecuada de la capacidad, o el reconocimiento de un exceso de la misma, los beneficios de un sistema de planificación, ejecución y control de la producción, efectivo en otros aspectos, no pueden conseguirse plenamente.

2.4.2. Requerimientos del sistema de planificación de la producción

El entorno de la planificación de la producción está constituido por varios factores, mismos que se encuentran agrupados según su alcance en: externos e internos, tal como lo ilustra la Figura 5. Los factores externos, para (Chase & Jacobs, 2014), se encuentran fuera del control directo del responsable del plan, es decir, en cierta medida son variables no manipulables, pero en algunas empresas es posible manejar la demanda del producto mediante la estrecha cooperación entre la función de operaciones con otras funciones organizacionales.

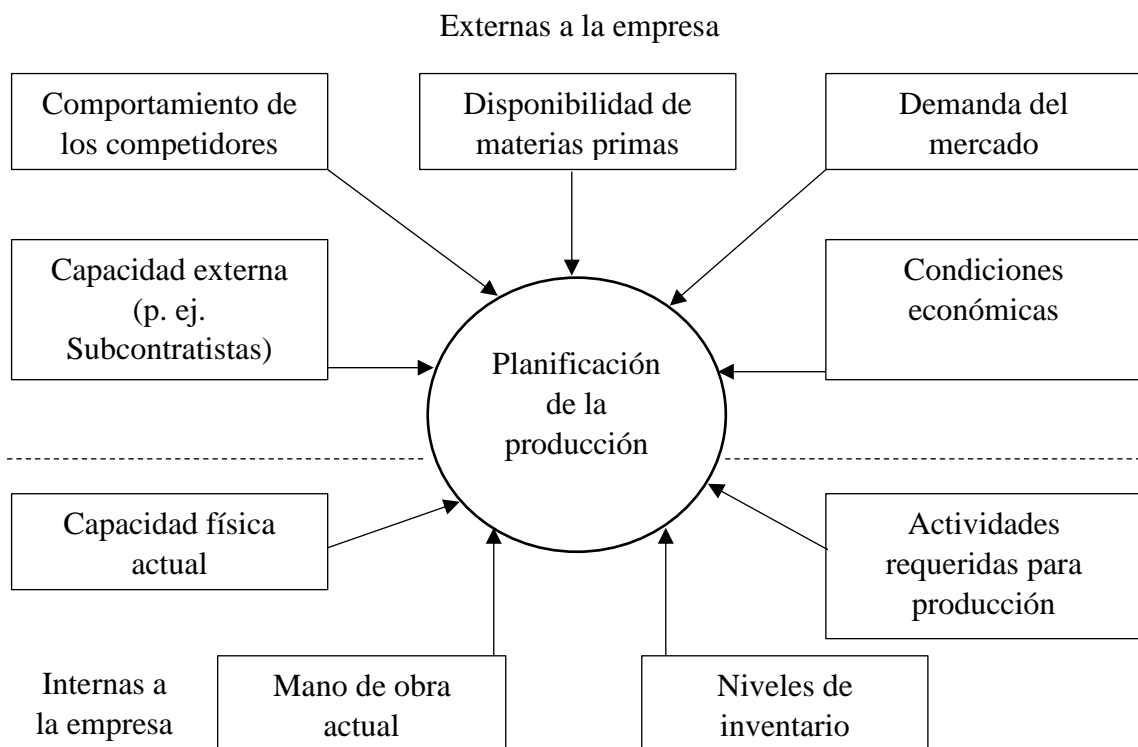


Figura 5: Requerimientos del sistema de planificación de la producción.

Fuente: (Chase & Jacobs, 2014).

Los factores internos, por lo contrario, son variables manipulables, a pesar de que difieren en cuanto a la capacidad que tiene el planificador de la producción para controlarlos. Aun así, para (Chase & Jacobs, 2014), siempre hay cierta flexibilidad al manejar estos factores, y los responsables de planificar la producción pueden aplicar varias estrategias de planificación de la producción que pueden adaptarse a las condiciones de los sistemas productivos de sus empresas.

2.5. Plan Agregado de Producción

De acuerdo con (Domínguez Machuca, 1995a) la etapa de la estructura jerárquica de la planificación y control de la producción que permite a la organización ir desde el plan de producción a largo plazo a la ejecución es la Planificación Agregada.

La Planificación Agregada es la fase que determina, en unidades agregadas (familias de productos), para periodos normalmente mensuales, los valores de las principales variables productivas (cantidades de productos, inventarios, nivel de mano de obra, etc.) teniendo en cuenta la capacidad disponible e intentando que el Plan a Largo plazo se cumpla al menor costo posible (Domínguez Machuca, 1995a).

De la Planificación Agregada derivan dos planes agregados vitales e imprescindibles: el de producción y el de capacidad; a pesar de que, como lo afirma (Gaither & Frazier, 1999), la Planificación Agregada incluye al de capacidad. En ese marco, el propósito de este punto es comprender lo que representa un Plan Agregado de Producción (PAP), que puede ser conceptualizado como:

- Aquel plan que se ocupa en establecer los índices de producción por grupo de productos u otras categorías para el mediano plazo (3 a 18 meses) (Chase & Jacobs, 2014).
- El plan que busca determinar la cantidad y los tiempos de producción necesarios para el futuro intermedio, a menudo con un adelanto de 3 a 18 meses (Heizer & Render, 2009).

(Domínguez Machuca, 1995a) propone una serie de fases, ver Figura 6, que permiten hacer frente de forma efectiva a este tipo de problemáticas comunes dentro de una organización.

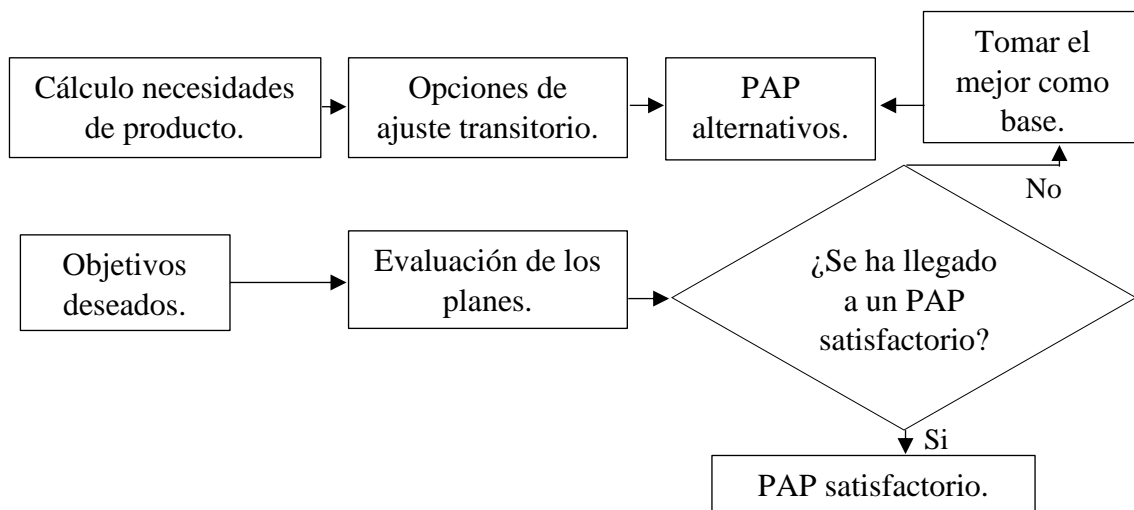


Figura 6: Fases en la determinación del Plan Agregado de Producción.

Fuente: (Domínguez Machuca, 1995a) .

En este nivel de planificación es importante tener en cuenta que los ajustes estructurares como tal no podrán llevarse a cabo, por consiguiente, lo único a lo que puede recurrirse es a medidas o estrategias de ajuste transitorio. (Chase & Jacobs, 2014) especifica que, en esencia, hay tres estrategias de planificación de producción, que comprenden cambios en el tamaño de la mano de obra, horas de trabajo, inventario y acumulación de pedidos.

- **Estrategia de ajuste:** Igualar el índice de producción con el índice de pedidos contratado y despedir empleados conforme varía el índice de pedidos. El éxito de esta estrategia depende de tener un grupo de candidatos a los que se les pueda capacitar con rapidez y de dónde tomar empleados cuando aumente el volumen de pedidos.
- **Mano de obra estable, horas de trabajo variables:** Variar la producción ajustando el número de horas trabajadas por medio de horarios laborales flexibles u horas extra. Al variar el número de horas, es posible igualar las cantidades de la producción con los pedidos
- **Estrategia de nivel:** Mantener una mano de obra estable con un índice de producción constante. La escasez y el superávit se absorben mediante la fluctuación de los niveles de inventario, pedidos acumulados y ventas perdidas.

Cuando alguna de estas alternativas es empleada de manera individual para responder al comportamiento incierto, variable y complejo de la demanda, se las

denomina estrategias puras; de lo contrario, la combinación de dos o más de éstas, deriva en lo que se conoce como estrategias mixtas.

- **Subcontratación:** Esta estrategia es similar a la de ajuste, pero las contrataciones y despidos se cambian por la decisión de subcontratar o no

En el entorno real las estrategias mixtas son las más empleadas para resolver el problema del Plan Agregado de Producción, sin embargo y, como lo aseguran (Domínguez Machuca, 1995a; Heizer & Render, 2009), a pesar de que generan mayor flexibilidad, complican la formulación de un Plan Agregado de Producción, puesto que encontrar un plan “óptimo”, se vuelve un reto complejo y desafiante.

A la hora de evaluar la elección de un plan adecuado, es necesario tener en cuenta, al menos, los siguientes factores: las limitaciones del entorno, las políticas de la empresa, los costos y la satisfacción del cliente (Domínguez Machuca, 1995a).

En tema de costos, (Chase & Jacobs, 2014) precisa que son cuatro los que representan un alto grado de relevancia para el Plan Agregado de Producción:

- **Costos de producción básicos:** Son los costos fijos y variables en los que se incurre al producir un tipo de producto determinado en un periodo definido.
- **Costos asociados a cambios del índice de producción:** Los costos comunes en esta categoría son los que comprenden la contratación, capacitación y despido de personal.
- **Costos de mantenimiento de inventario:** Un componente importante es el costo de capital relacionado con el inventario. Otros componentes son almacenamiento, seguros, impuestos, desperdicio y obsolescencia.
- **Costos por faltantes:** Por lo regular, son muy difíciles de medir e incluyen costos de expedición, pérdida de la buena voluntad de los clientes y pérdidas de ingresos por ventas.

2.5.1. Técnicas de resolución de Planes Agregados de Producción

Actualmente, varias empresas han acumulado y dirigido sus esfuerzos a la planificación de la producción bajo entornos inciertos, en los cuales las metodologías clásicas no resultaron ser los medios viables para la formulación de planes alternativos, precisos y eficientes, por lo que, hoy por hoy, se ha optado por aplicar técnicas de Inteligencia Artificial para la obtención de resultados óptimos.

La Inteligencia Artificial es una disciplina cuyo objetivo es emular algunas de las facultades intelectuales humanas en sistemas artificiales (Benítez, Escudero, Kanaan, & Rodó, 2014), es decir, tiene por objeto el estudio del comportamiento inteligente (percepción, razonamiento, comunicación, actuación, etc.) de dichos sistemas en entornos complejos, inciertos y variables (Nilsson, Morales, Méndez, & Aris, 2001) para su aplicación en la resolución de problemas en entornos diversos.

(Cheraghalikhani, Khoshalhan, & Mokhtari, 2019) clasifican de manera integral a los modelos del Plan Agregado de Producción en función de dos variables, ver Figura 7, la primera, que toma en cuenta el nivel de incertidumbre que existe en el modelo y, la segunda, que se basa en el número de funciones objetivo que tiene el modelo.

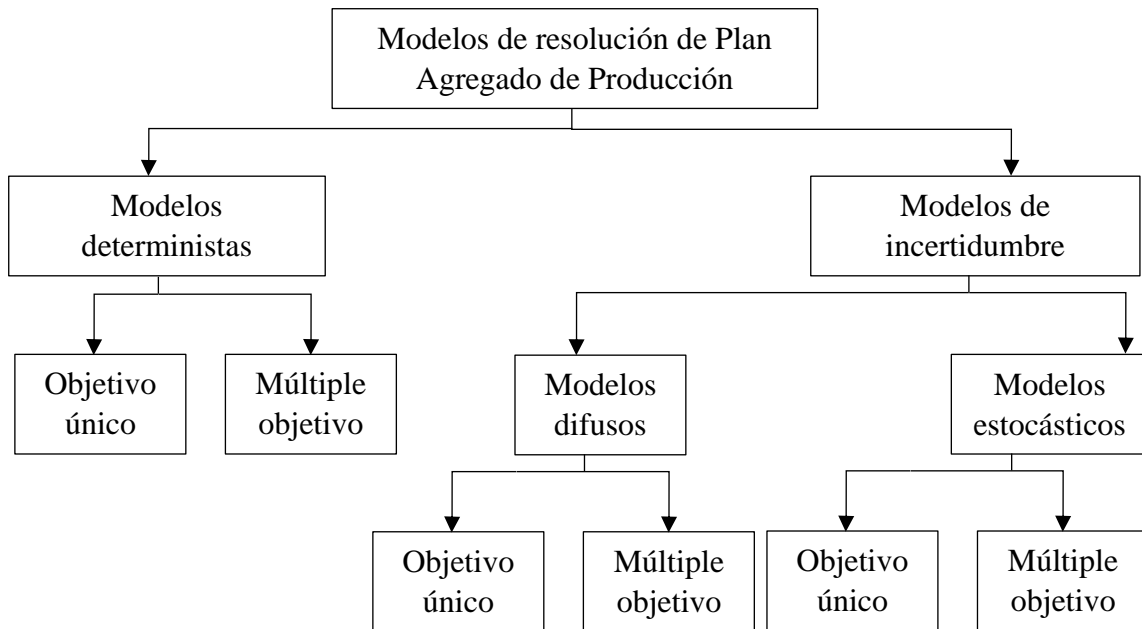


Figura 7: Grupos estructurales para modelos del Plan Agregado de Producción.

Fuente: (Cheraghalikhani et al., 2019).

Cuando se habla de modelos deterministas, se asume que los parámetros que son aplicables a las funciones objetivas y demás restricciones planteadas en el modelo del Plan Agregado de Producción (valores de la demanda, costos de mano de obra, subcontratación, inventario y otros, índice de producción, etc.), son completamente conocidos.

Sin embargo, como lo sustenta (Liang, 2007) en la práctica, los problemas del Plan Agregado de Producción normalmente implican funciones objetivas imprecisas, múltiples, conflictivas e inconmensurables, lo que se resume en que los datos o parámetros de entrada, como la demanda, los recursos, los costos, los coeficientes de la

función objetivo, etc., son de naturaleza imprecisa e incierta, porque parte de la información es incompleta o no se puede obtener (Wang & Liang, 2004).

En consecuencia, los modelos de incertidumbre juegan un rol fundamental dentro del proceso de optimización del Plan Agregado de Producción.

En el Anexo 1 se presenta un resumen general de los métodos, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, aplicados al problema del Plan Agregado de Producción. Como se evidencia, los métodos de resolución son variados, no obstante, los de mayor relevancia se resumen en: algoritmos genéticos, búsqueda tabú, recocido simulado, enjambre de partículas y algoritmos híbridos.

2.5.1.1. Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son algoritmos de búsqueda y optimización robusta basados en la mecánica de selección natural y genética natural (Goldberg, 2006). Los algoritmos genéticos combinan el concepto de supervivencia de la mejor solución de entre varias alternativas con el intercambio de información estructurada, pero con características aleatorias.

Es decir, es un conjunto de procedimientos que, cuando se repiten, permiten encontrar una solución a problemas específicos y complejos. Para lograr este objetivo, los algoritmos genéticos generan poblaciones sucesivas de soluciones alternativas hasta que se obtiene una solución que produce un resultado aceptable (Stockton & Quinn, 1995).

Los algoritmos genéticos, desde el punto de vista más simple, están compuestos por genes que son la unidad más simple dentro de esta técnica, dichos genes, agrupados o enlazados dan lugar a lo que se denomina cromosoma, individuo o alternativa de solución; cuando se juntan dos o más cromosomas se genera una población, de la cual la solución aceptable se presentará.

Todo este proceso interactivo involucra tres operadores de búsqueda y optimización distintos: el operador de selección, se encarga de seleccionar a los cromosomas “padres” con las características más aptas para producir individuos “hijos”; el operador de cruce, o de reproducción, genera nuevos cromosomas combinando pares de cromosomas potenciales con la finalidad de que éstos sirvan como “padres” de las siguientes generaciones; y, por último, el operador de mutación, que provoca pequeños

cambios en los genes de las soluciones individuales (Mahmud, Hossain, & Hossain, 2018).

En la Figura 8 se presenta el proceso típico para la formulación de un algoritmo genético:

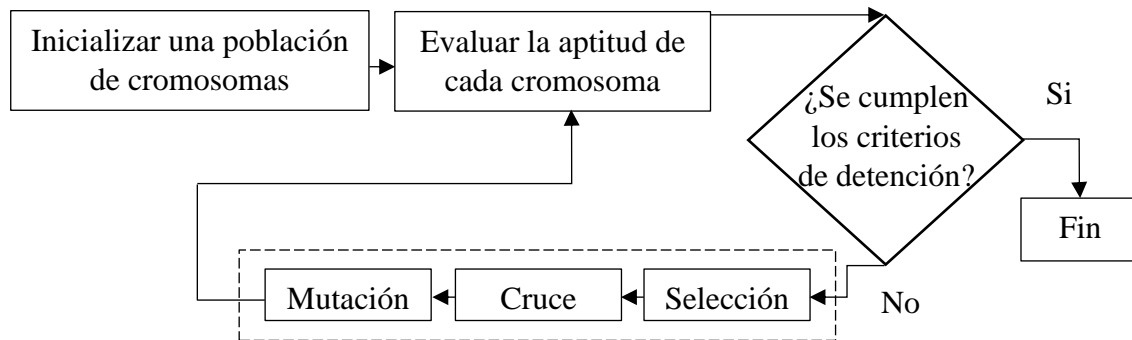


Figura 8: Proceso típico de un algoritmo genético.
Fuente: (Ramezarian, Rahmani, & Barzinpour, 2012)

Los algoritmos genéticos han sido extensamente empleados para dar solución al problema de la Planificación Agregada de la Producción. Autores como (Aliev, Fazlollahi, Guirimov, & Aliev, 2007; Fahimnia, Luong, & Marian, 2006; Mirzapour Al-e-Hashem, Baboli, & Sazvar, 2013; Ramezarian et al., 2012) han adaptado la técnica para mejorar la toma de decisiones que conduzcan a la optimización del plan en cuestión.

(R. Chakraborty & Hasin, 2013) formularon un algoritmo genético multi-objetivo para resolver el problema de la Planificación de Producción Agregada en un entorno donde existían múltiples productos y periodos. Los resultados demostraron que el enfoque propuesto puede resolver la mayoría de los problemas del Plan Agregado de Producción del mundo real a través de un proceso interactivo de toma de decisiones.

(Mehdizadeh, Niaki, & Hemati, 2018) emplearon variaciones de algoritmos genéticos estándar para la optimización de un Plan Agregado de Producción tomando en cuenta los efectos de aprendizaje de los trabajadores y el deterioro de las máquinas, logrando maximizar, en primer lugar, el beneficio económico al mejorar el aprendizaje y disminuir el costo de fallos del sistema y, en segundo lugar, el nivel de satisfacción del cliente.

(Mahmud et al., 2018) desarrollaron un algoritmo genético interactivo para la formulación de un Plan Agregado de Producción que minimizó el costo de producción y la tasa de cambio en el nivel de trabajo donde los costos de producción, el costo de pedidos

pendientes, el costo de cambio de nivel de trabajo y la demanda se consideraron parámetros imprecisos.

(Ning, Pang, & Wang, 2019) formularon un modelo incierto de Planificación Agregada de Producción considerando las características del producto analizado y la inversión en tecnología de conservación, mediante la aplicación de algoritmos genéticos que demostraron ser un medio de optimización global que evita recurrir a óptimos locales.

2.5.1.2. Búsqueda Tabú

El método de búsqueda tabú es un método iterativo que se basa en el concepto de vecindad estocástica. Básicamente en esta técnica, en cada iteración, se realiza un movimiento a la mejor solución en la vecindad de la actual. Para evitar el ciclismo y escapar del óptimo local, se introduce la memoria a corto plazo de las soluciones visitadas y se denomina lista tabú. En ésta almacenan los atributos de cierto número de soluciones visitadas recientemente (Ramezani et al., 2012). El movimiento es tabú (se omite en el proceso de búsqueda) si llega a la solución ya visitada (Glover, 1989, 1990)

El proceso que se lleva a cabo para la aplicación del método se muestra en la Figura 9.

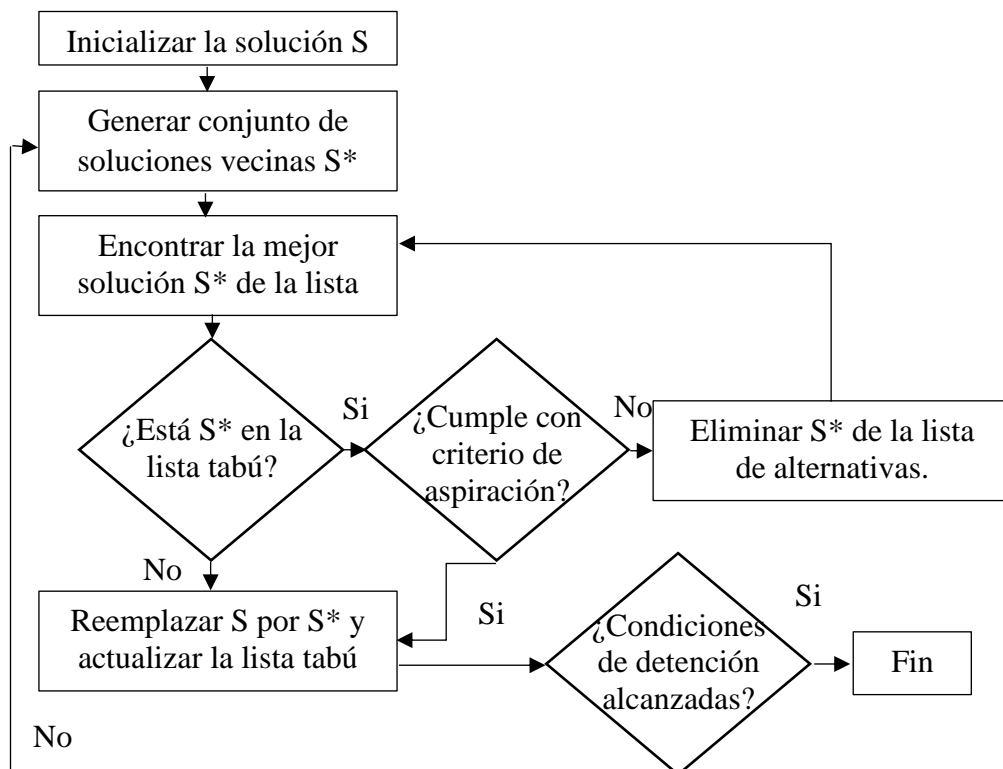


Figura 9: Proceso típico de búsqueda de tabú.
Fuente: (Baykasoglu, 2001).

Dentro del objetivo de dar solución al problema que representa el Plan Agregado de Producción, varios autores han aplicado esta técnica de forma efectiva, logrando resultados óptimos y más efectivos a la hora de compararlos con otras metodologías.

(Baykasoglu, 2001) formuló un modelo de búsqueda tabú de objetivos múltiples que se puede utilizar como un mecanismo de solución alternativa para resolver problemas de Plan Agregado de Producción. Los resultados demostraron ser óptimos en comparación con varios métodos de optimización.

(Pradenas, Peñailillo, & Ferland, 2004), por ejemplo, desarrollaron un procedimiento heurístico basado en búsqueda tabú para resolver el problema del Plan Agregado de Producción en un aserradero. El método presentado resultó ser eficiente en cuanto a la generación de soluciones viables en un tiempo computacional razonable. Para los autores, el método propuesto presenta un alto grado de flexibilidad al emplearlo en la solución de otros problemas de producción.

(Ramezani et al., 2012) implementaron el algoritmo de búsqueda de tabú para un sistema general de Planificación de Producción Agregada de dos fases con el objetivo de minimizar los costos y las inestabilidades en la fuerza laboral y los niveles de inventario. Los resultados computacionales demostraron la alta calidad de las soluciones obtenidas por el método.

2.5.1.3. Recocido simulado

La técnica de recocido simulado, como los anteriores métodos, emulan, de cierta manera, el comportamiento natural de un determinado proceso para resolver problemas complejos en entornos reales. El recocido simulado, imita el proceso de recocido propiamente dicho, que no es más que un proceso de tratamiento térmico que consiste en el calentamiento de un metal en particular hasta una determinada temperatura para, posterior a ello, dejarlo enfriar de forma progresiva. Dicho proceso culmina cuando el metal alcanza su temperatura ambiente y se evidencian mejoras en cuanto a sus propiedades mecánicas y demás. En términos de optimización, la temperatura final representa la solución óptima al problema objeto de estudio.

De manera formal, (Zhan, Lin, Zhang, & Zhong, 2016), lo definen como un algoritmo de búsqueda metaheurístico para abordar problemas de optimización discretos

y continuos, cuya característica clave recae en los medios para escapar de los óptimos locales al permitir que las iteraciones encuentren un óptimo global.

Para (Benítez et al., 2014) el objetivo básico de esta técnica es pasar de un estado particular de un espacio de búsqueda, con un costo probablemente alto, a un estado de bajo costo, en lo referente a un Plan Agregado de Producción.

El algoritmo de recocido simulado comienza con la generación de una solución al azar (x) con el fin de, a partir de dicha solución, generar una nueva solución (x'). Este nuevo estado se acepta bajo una probabilidad de aceptación que, de no ser aceptable repetiría el proceso de generación de nuevas soluciones; en caso de ser aceptada se da paso a una disminución gradual de la temperatura (T) que se focaliza en el óptimo global. La Figura 10 muestra el proceso típico para el desarrollo de este método.

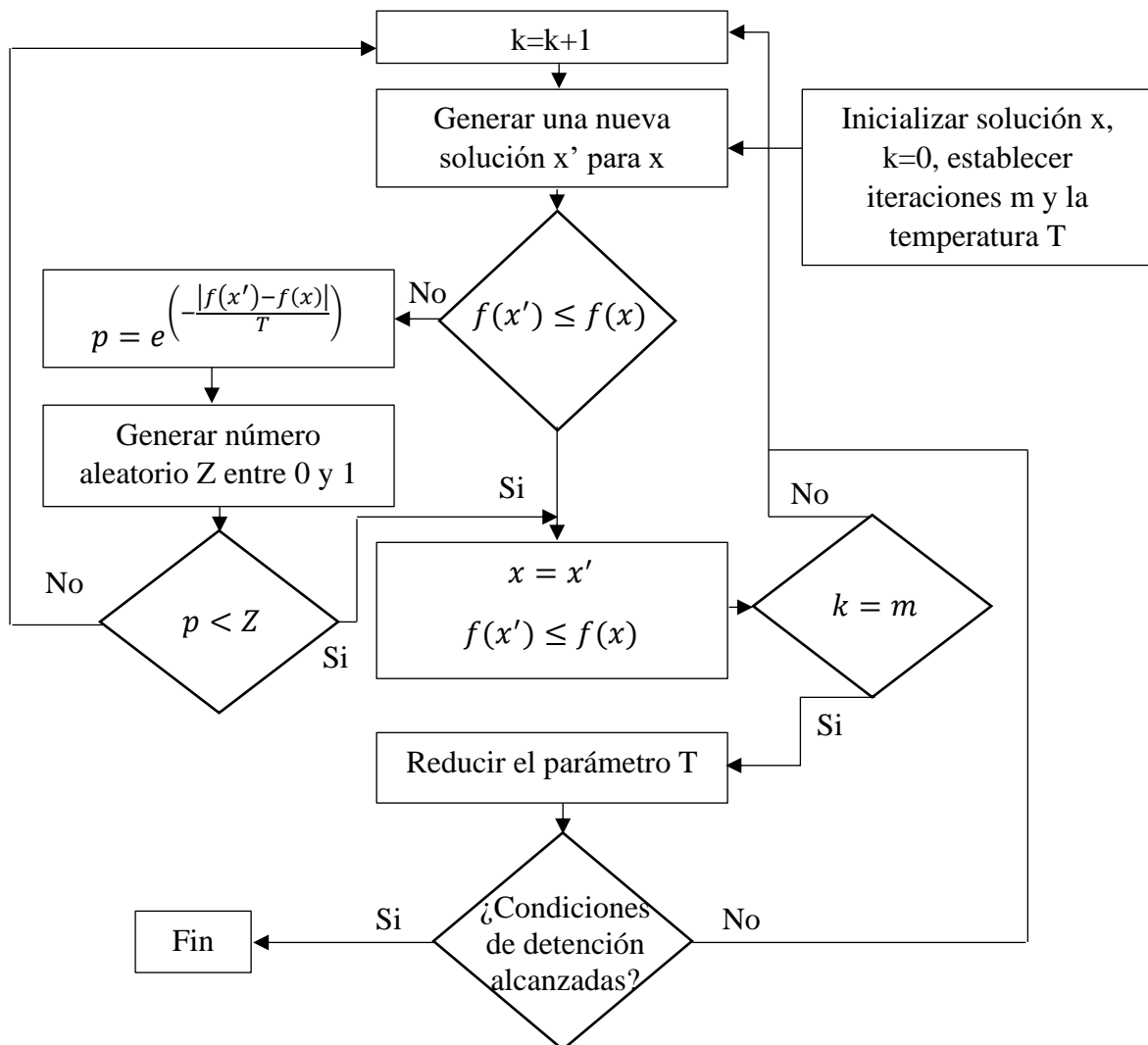


Figura 10: Proceso típico de recocido simulado.
Fuente: (Bakar et al., 2016).

El método de recocido simulado ha sido empleado en varios campos en los cuales se intentaron resolver problemas combinatorios de gran escala y en donde fueron necesarias técnicas que generen resultados óptimos a nivel global. En ese sentido, a nivel industrial, de manera concreta, dentro del contexto de la Planificación Agregada de la Producción, su aplicación ha dado resultados óptimos en varios escenarios, por ejemplo:

(Kaveh & Dalfard, 2014) formularon un modelo de Planificación Agregada de la Producción que consideró el tiempo y costos de mantenimiento. En el modelo propuesto, los niveles de producción y los tiempos óptimos de mantenimiento se determinaron simultáneamente mediante la aplicación de un algoritmo de recocido simulado aplicado en paralelo. Los resultados obtenidos con la aplicación del algoritmo de recocido simulado fueron más efectivos que los arrojados por el software Gams.

(Bakar et al., 2016) desarrolló un modelo para la optimización del Plan Agregado de Producción basándose en el empleo de un algoritmo de recocido simulado modificado, lo que lo condujo a obtener resultados de mejor calidad en cuanto a convergencia y precisión. La solución obtenida demostró que el modelo propuesto escapa de los óptimos locales al funcionar de manera secuencial hasta encontrar el óptimo global.

(Yuliastuti, Rizki, Mahmudy, & Tama, 2018) resolvieron el problema del Plan Agregado de Producción aplicado a una industria textil mediante el empleo de un algoritmo de recocido simulado. Los resultados de su planteamiento demostraron ser bastante eficaces y eficientes al obtener un costo de producción y penalización mínimos, a esto se suma que el tiempo de búsqueda de solución del algoritmo en cuestión fue lo suficientemente corto a comparación de otros métodos de optimización.

2.5.1.4. Enjambre de partículas

La optimización de enjambre de partículas, en esencia, es una técnica metaheurística que surgió de estudios del comportamiento social, en donde se analizó el comportamiento de grupos de aves y escuelas de peces, en los que cada decisión con respecto a su movimiento viene influida por su experiencia individual o colectiva, con la finalidad de simular su conducta a través de un conjunto de partículas dentro de un espacio de búsqueda determinado.

El proceso para la formulación del algoritmo parte de la inicialización del enjambre de partículas con una posición y velocidad aleatoria, posterior a ello, la posición

de cada partícula se evalúa en base a la función de aptitud. Por cada una de las iteraciones desarrolladas, el proceso intentará encontrar una posición individual y global óptima de las partículas; si los resultados son negativos se actualizarán las nuevas posiciones y velocidades para repetir el ciclo de optimización hasta llegar a posiciones óptimas. La Figura 11 muestra en forma de flujo el proceso típico para la formulación de un algoritmo de enjambre de partículas.

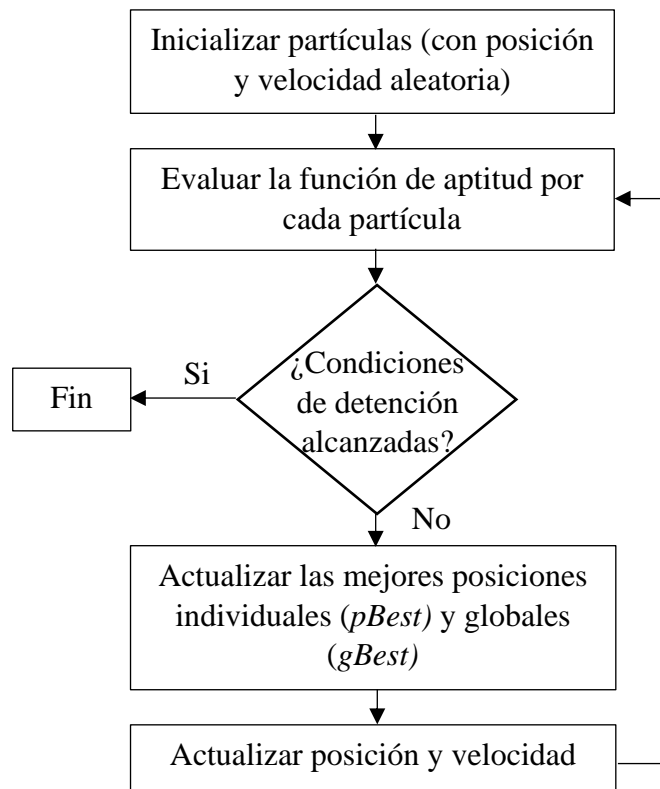


Figura 11: Proceso típico de optimización de enjambre de partículas.
Fuente: (R. K. Chakraborty, Hasin, Sarker, & Essam, 2015).

Dentro del contexto de resolución de un Plan Agregado de Producción se ha empleado esta técnica con la finalidad de hallar mejores soluciones con respecto a otras metodologías que, por su inestabilidad, generaron problemas que inviabilizaron al plan de producción e incrementaron los costos derivados del mismo.

De entre innumerables autores que trataron esta técnica dentro del contexto mencionado, algunos de los más importantes se detallan a continuación:

(Aziz, Paul, Karim, Ahmed, & Azeem, 2018) trataron el problema del Plan Agregado de Producción mediante la formulación de un modelo multi-producto, multi-nivel y multi-periodo para satisfacer la demanda prevista mediante la aplicación del algoritmo de optimización de enjambre de partículas. Los resultados demostraron que el

beneficio neto obtenido mediante la técnica se acerca en un 98,53% con respecto al valor real de los periodos analizados, a diferencia de un algoritmo genético, el cual se alejó del valor neto real en un 5,7%, sobreestimando los resultados en un gran porcentaje.

(Hossain & Islam, 2018) presentaron un Plan Agregado de Producción multi-producto y multi-periodo optimizado mediante el empleo de un algoritmo de búsqueda de armonía basado en la optimización de enjambre de partículas. Los resultados demostraron que el modelo minimizó el valor de los costos totales imprecisos, maximizó la posibilidad de obtener costos totales más bajos y redujo el riesgo de obtener costos totales más altos.

(Jang & Do Chung, 2020) propusieron un enfoque de optimización robusto que considera los errores de implementación relacionados con las contrataciones y despidos. Para superar la limitación generada por la incertidumbre de las dos variables antes mencionadas, desarrollaron un modelo de optimización de enjambre de partículas de dos niveles (B-PSO) que encontró una solución óptima, factible y robusta a variaciones inesperadas en la fuerza laboral. Los estudios experimentales demostraron que el modelo propuesto supera a varios modelos deterministas y tradicionales en cuanto al valor del costo total.

2.5.1.5. Algoritmos híbridos

Todas las técnicas descritas en puntos anteriores pertenecen a un extenso grupo de metaheurísticas aplicables a escenarios variados, en donde la información de entrada puede ser de carácter determinista o estocástica y los objetivos que pretenden alcanzar pueden ser de naturaleza única o múltiple.

Para (Osman & Kelly, 1996) dichas metaheurísticas proporcionan marcos generales que permiten crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de: inteligencia artificial, heurística clásica, evolución biológica, sistemas neuronales y mecánica estadística.

Lo que se busca con los algoritmos híbridos es enlazar y acoplar varias características comportamentales de métodos individuales con la finalidad de formular un nuevo modelo global que:

- Optimice las propiedades de una técnica específica mediante la inclusión de características propias de otro método que afine los resultados esperados de la técnica empleada.
- Optimice los resultados globales mediante la intervención secuencial de varios métodos dentro de puntos específicos de los algoritmos desarrollados para resolver problemas complejos.

Existen varias investigaciones que emplearon el concepto de algoritmos híbridos dentro del contexto de planificación de la producción, (Ganesh & Punniyamoorthy, 2005; Ismail & ElMaraghy, 2009; G. M. Kumar & Haq, 2005) propusieron varias metodologías que mejoraron efectivamente la toma de decisiones con respecto al proceso de planificación de la producción.

(Ning, Tang, & Zhao, 2006) definieron un modelo híbrido de Plan Agregado de Producción aleatorio difuso, que combinó la simulación aleatoria difusa, algoritmos genéticos, redes neuronales y algoritmos de aproximación estocástica de perturbación simultánea. La información empleada como la demanda del mercado, el costo de producción, el costo de subcontratación, el costo de inventario, el costo de pedidos pendientes, la capacidad del producto, etc., se caracterizaron como variables aleatorias difusas. Los valores obtenidos como resultados demostraron que el método resulta ser efectivo para la toma de decisiones precisas.

(Zaidan, Atiya, Bakar, & Zaidan, 2019) propusieron un sistema híbrido compuesto por una programación difusa, recocido simulado y el denominado simplex downhill algorithm para la resolución de problemas relacionados con los Planes Agregados de Producción en entornos difusos. Los resultados obtenidos reflejan su eficiencia en un 33, 83 y 89% con respecto a los resultados obtenidos por los enjambres de partículas, algoritmos estándar y algoritmos genéticos, respectivamente.

(Yuliastuti, Rizki, Mahmudy, & Tama, 2019) generaron un modelo híbrido que combinó a un algoritmo genético, el cual se aplicó por su ventaja de buscar en un espacio de solución, con el algoritmo de recocido simulado, que mejoró las soluciones obtenidas por el algoritmo genético con el objeto de superar el problema de obtención de soluciones óptimas a nivel local. La solución final lograda representó los costos de producción mínimos totales.

2.6.Pronósticos

Para (Krajewski et al., 2008) los pronósticos se tratan de acontecimientos futuros que se utilizan con propósitos de planificación. Desde otro punto de vista (Heizer & Render, 2009) aseguran que pronosticar es el arte y la ciencia de predecir los eventos futuros. Puede implicar el empleo de datos históricos y su proyección hacia el futuro mediante algún tipo de modelo matemático ajustado mediante el adecuado juicio del administrador.

Todo tipo de organización requiere de pronósticos, puesto que son el punto de partida de muchos planes que, a corto, medio y largo plazo, se plantean con la finalidad de ser competitivos en mercados globales, totalmente cambiantes y agresivos en cuanto a las estrategias que adoptan para lograr su supervivencia. El objetivo de los pronósticos es servir como guía, a corto o largo plazo, para una organización, al estimar el comportamiento de eventos futuros. En producción, trazarían el curso de actuación de un planificador de la producción, por ejemplo, al permitirle determinar cuáles serían las cantidades de productos a satisfacer en meses próximos, el número de trabajadores que responderían a fluctuaciones en la demanda o incluso planificar el tamaño, localización, etc., de nuevas instalaciones. Lo que se busca en sí, es que los pronósticos minimicen el grado de incertidumbre de varia información de entrada, de modo que los tomadores de decisiones generen resultados eficaces para la empresa en cuestión.

Son varios los tipos de pronósticos que se pueden llevar a cabo en una organización, según (Hanke & Wichern, 2010) los más comunes, son:

- **En términos de su horizonte de tiempo:** de largo y corto plazo.
- **En términos su posición:** micro pronóstico y macro pronóstico.
- **En términos de su tendencia:** cuantitativos y cualitativos.
- **En términos de la naturaleza del producto obtenido:** puntual, por intervalo y de densidad.

Para (Heizer & Render, 2009), por el contrario, los tres principales pronósticos inmersos en los procesos de planificación de una organización, son:

- **Pronósticos económicos:** abordan el ciclo del negocio al predecir tasas de inflación, suministros de dinero, construcción de viviendas, y otros indicadores de planeación.

- **Pronósticos tecnológicos:** se refieren a las tasas de progreso tecnológico.
- **Pronósticos de la demanda:** son proyecciones de la demanda de productos o servicios de una compañía que orientan la producción, la capacidad y los sistemas de programación de la empresa, y sirven como entradas en la planeación financiera, de marketing y de personal.

2.6.1. Etapas del pronóstico

(Hanke & Wichern, 2010) identificaron cinco etapas vitales para la generación de pronósticos en cualquiera que sea el entorno de aplicación:

- 1) Formulación del problema y recopilación de datos.
- 2) Manipulación y limpieza de datos.
- 3) Construcción y evaluación del modelo.
- 4) Implementación del modelo (el pronóstico real).
- 5) Evaluación del pronóstico.

De forma desagregada, todas las etapas anteriormente descritas se las puede representar en forma de un flujo de actividades, tal como lo muestra la Figura 12.

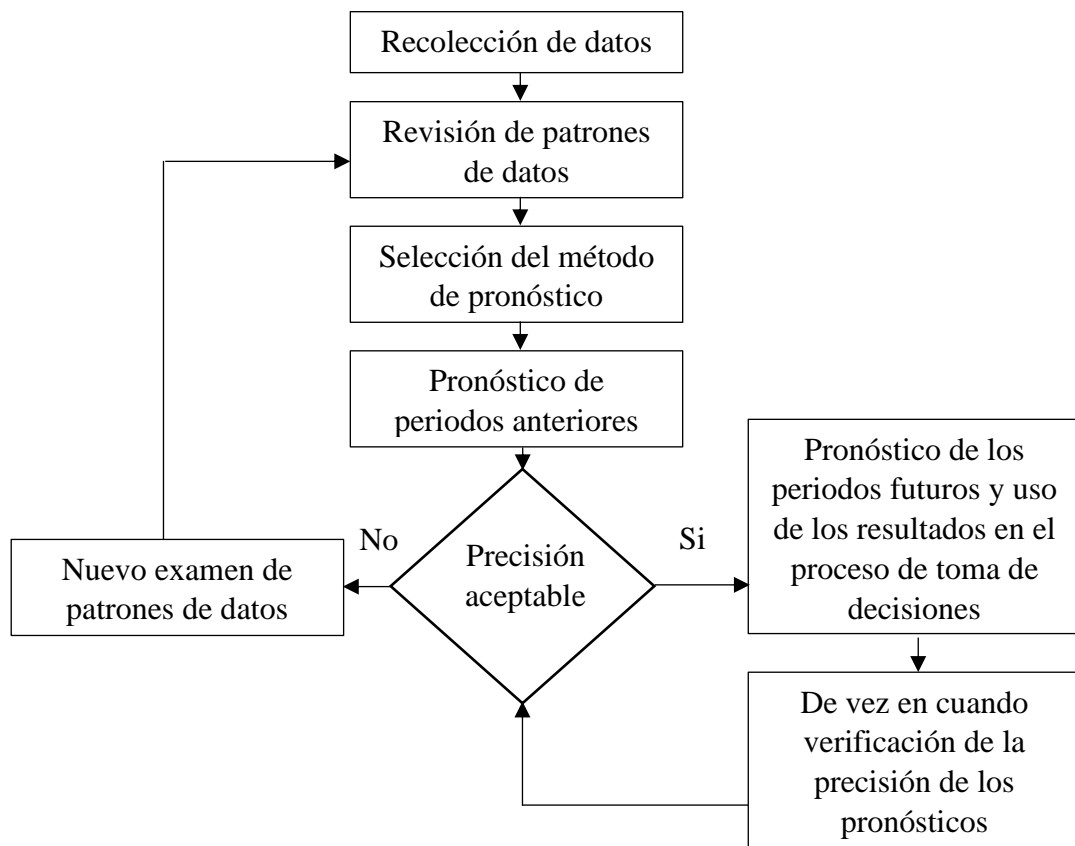


Figura 12: Etapas desagregadas para el pronóstico.
Fuente: (Hanke, Gonzalez Osuna, & Reitsch, 1995).

En la primera etapa, la formulación de problema y la recopilación de datos están estrechamente relacionados. La formulación del problema especifica de manera formal lo que se pretende resolver y las variables y datos necesarios que se emplearán para tal fin. En este punto los datos deben ser relevantes, oportunos, consistentes y estar alineados con la variable de estudio, en otras palabras, deben ser pertinentes y precisos en cuanto a la periodicidad con la cual van a ser recopilados; un incorrecto levantamiento de información alejará los resultados del óptimo esperado, es por tanto, imprescindible la toma de decisiones efectiva que no dé lugar a reformulaciones innecesarias del problema.

En la segunda etapa, sucede que, por lo general, una vez recopilada la información, los datos tienden a ser demasiados o incluso insuficientes. Según (Hanke & Wichern, 2010), en ocasiones, algunos datos tienen valores faltantes que deben estimarse, tienen que expresarse en unidades diferentes de las originales, deben volverse a procesar o pueden ser adecuados, pero solo para ciertos periodos de tiempo. En ese sentido, esta etapa tiene un carácter ineludible dentro del proceso de pronosticar.

Dentro de lo que conlleva el análisis de los datos recopilados se debe considerar la revisión de los diferentes patrones de éstos, previo a seleccionar el método adecuado para pronosticar. Según (Hanke & Wichern, 2010) existen cuatro tipos generales de patrones:

- **Horizontal o Estacionario:** cuando los datos recopilados en el transcurso del tiempo fluctúan alrededor de un nivel o una media constantes.
- **Tendencia:** cuando los datos crecen o descienden en varios periodos.
- **Cíclico:** cuando las observaciones indican aumentos y caídas que no tienen un periodo fijo. Es la fluctuación con forma de onda alrededor de la tendencia.
- **Estacional:** cuando las observaciones se ven influidas por factores temporales, existe un patrón estacional.

Una de las maneras más empleadas y útiles para determinar el tipo de patrón al cual están sujetos los datos es mediante el estudio de los coeficientes de autocorrelación en diferentes retrasos de tiempo de una variable determinada. Esto debido a que, según (Hanke & Wichern, 2010), las observaciones en diferentes periodos a menudo están relacionadas o correlacionadas.

Mediante el análisis de las autocorrelaciones se pueden estudiar las características intrínsecas de los datos recopilados. Es decir, si existe estacionalidad, tendencia, ciclicidad o estacionariedad se puede verificarlo mediante autocorrelaciones.

El efectivo reconocimiento de los patrones en los datos, la determinación del horizonte de tiempo en cuestión, la serie de tiempo, entre otros factores, conducirán a la correcta elección de la técnica a emplear para el pronóstico a elaborar. El método que se emplee deberá garantizar la efectiva toma de decisiones a partir de datos precisos, oportunos y relevantes. En el Anexo 2 se presenta un resumen de los métodos de pronósticos a emplear en diferentes escenarios.

La tercera etapa da lugar al procesamiento de datos mediante la aplicación del modelo elegido. Según (Hanke & Wichern, 2010), en este punto, se debe alcanzar un equilibrio entre un enfoque complejo para pronosticar que ofrezca un poco más de precisión, y uno sencillo que se entienda fácilmente por el tomador de decisiones.

Los nuevos o ya existentes enfoques facilitan el cálculo y estimación de los valores futuros con altos niveles de precisión y efectividad, sin embargo, y pese a eso, los responsables de pronosticar deben ser razonables y evaluar a cada uno de éstos, de modo que se garantice la exactitud de los resultados.

Precisamente, dicha evaluación, se puede llevar a cabo mediante el análisis de los errores a los cuales están sujetos los modelos empleados. Para (Hanke & Wichern, 2010) los errores más comunes dentro de este análisis son:

- **Desviación Media Absoluta (MAD, por las siglas de *Mean Absolute Deviation*):** promedio de las magnitudes de los errores del pronóstico (los valores absolutos de los errores).
- **Error Cuadrático Medio (MSE, por las siglas de *Mean Squared Error*):** promedio de las magnitudes de los errores al cuadrado del pronóstico.
- **Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE, por las siglas de *Root Mean Squared Error*):** resulta de la raíz cuadrada del error cuadrático medio.
- **Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE, por las siglas de *Mean Absolute Percent Error*):** según (Heizer & Render, 2009) es el promedio de las diferencias absolutas encontradas entre los valores pronosticados y los reales, expresado como un porcentaje de los valores reales.

Todo este análisis pretende eliminar de alguna forma la subjetividad en la toma de decisiones al procesar datos que arrojen resultados óptimos que favorezcan el proceso de toma de decisiones en todas las áreas funcionales de una organización.

En la cuarta etapa, después de haber seleccionado los datos pertinentes, haber estudiado los patrones inmersos en ellos, seleccionado y evaluado el método, se implementan los resultados obtenidos en la toma de decisiones en los diferentes niveles de la organización.

La última etapa consiste en comparar, con una periodicidad determinada, los pronósticos desarrollados, con el objeto de evaluar su consistencia y evaluar la necesidad de nuevos ajustes dentro de los modelos construidos.

CAPÍTULO III

3. Desarrollo del modelo de optimización del Plan Agregado de Producción

3.1.Introducción

El capítulo inicia con el detalle de la nomenclatura de productos que servirán como objeto de estudio en la optimización del Plan Agregado de Producción. Posterior a ello, se lleva a cabo la determinación de los pronósticos siguiendo el proceso descrito en la Figura 12, que servirán como insumo para el cálculo de las necesidades reales de producción de las familias de productos establecidas a partir de la selección de un representante tipo. Para la elaboración del Plan Agregado de Producción se emplea el procedimiento detallado en la Figura 6, en donde, además, se establece el conjunto de parámetros y variables de decisión y no decisión del modelo matemático a utilizar. MATLAB se utiliza como medio para optimizar los resultados del Plan Agregado de Producción a través de la implementación del algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés).

3.2.Plan Agregado de producción

3.2.1. Nomenclatura de productos

Los productos destinados al proceso de planificación se los menciona en la Tabla 2. Todos ellos engloban la mayor parte de las ventas (80% de las ventas totales de la empresa caso de estudio), son los que se demandan de manera regular durante todo el año dentro de la empresa en estudio y su flujo es por lote.

Tabla 2: *Nomenclatura de productos.*

Familia tipo	Descripción del producto	Código
2	Camisetas manga corta	SKU1
1	Calentadores	SKU2
2	Camisetas manga larga	SKU3
3	Blusas manga larga	SKU4
3	Blusas manga corta	SKU5

Fuente: Propia.

3.2.2. Determinación de pronósticos

Para la determinación o cálculo de los pronósticos mensuales por cada producto se sigue el procedimiento detallado en la Figura 12. Desde luego, resulta significativa la necesidad de aclarar que, de dicho proceso, se efectúan las tres primeras etapas:

recolección de datos, revisión de patrones de datos y selección del método de pronóstico. Las demás etapas las realiza automáticamente el *software* RStudio bajo estricta supervisión del tomador de decisiones.

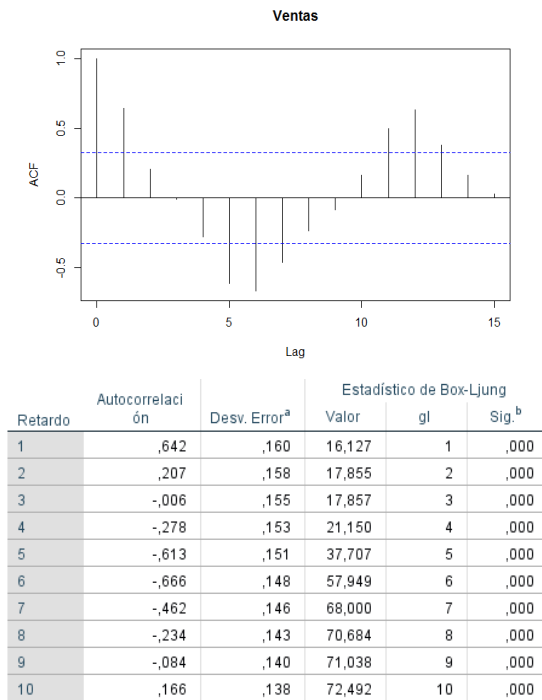
Recolección de datos

Los datos recopilados durante varios incrementos de tiempo, en este caso mensuales, corresponden a tres años de ventas de la empresa en cuestión, es decir, desde enero de 2017 hasta diciembre de 2019 tal como se muestra en el Anexo 3. La unidad de medida empleada es la de unidades por mes (u/mes). Es importante advertir que, para este caso de estudio, se puede considerar que las ventas que han sido facturadas son representativas de la demanda de la empresa, dado que la facturación se la realiza en el mes en el que se da un pedido.

Revisión de los patrones de datos

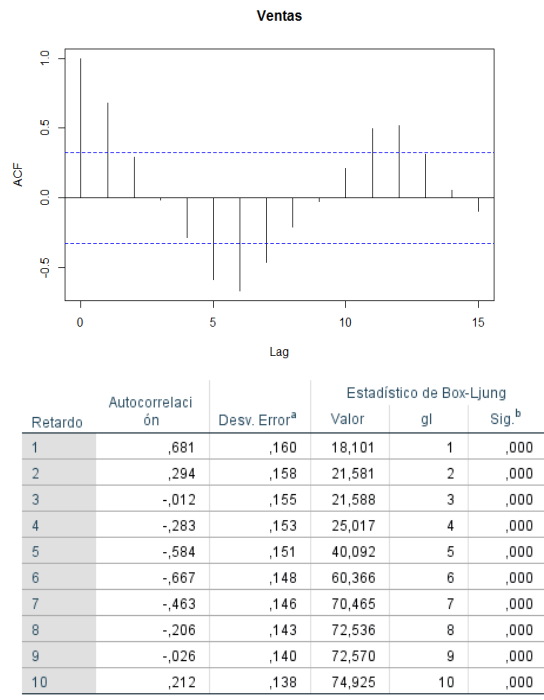
El análisis de los patrones de datos se lo realiza para cada uno de los productos especificados en la Tabla 2. En el Anexo 4, Figuras 1 a 5, se muestran las series de tiempo completas de las ventas mensuales. Si bien es útil la gráfica del comportamiento de la serie para detectar algún tipo de patrón predominante (tendencia, estacionalidad, estacionariedad, entre otros), no siempre resulta factible. En el caso de los SKU 1, 3 y 5, en realidad, no se puede observar ningún comportamiento significativo que derive en decisiones puntuales, sin embargo, sucede lo contrario con los SKU 2 y 4 en donde se evidencia la existencia de tendencia decreciente y creciente, respectivamente.

Para determinar con mayor exactitud los patrones de datos se lleva a cabo el análisis de los coeficientes de autocorrelación para cada tipo de SKU. Si se analizan las funciones de autocorrelación de los SKU1 y SKU3, mostrados en las Figuras 13a y 13b, respectivamente, es claro notar que los coeficientes de autocorrelación decrecen rápidamente, para ser exactos, a partir del segundo retraso de tiempo, en ambos casos, lo que evidencia la presencia de un comportamiento estacionario. A lo anterior, se suma la presencia de estacionalidad en los meses de abril y octubre para el SKU 1, y en el mes de abril para el SKU 2, tal como lo muestran las Figuras 14a y 14b.



a. El proceso subyacente asumido es independencia (ruido blanco).
 b. Se basa en la aproximación de chi-cuadrado asintótica.

Figura 13a: Función de autocorrelación de ventas mensuales para camisetas manga corta (SKU1).



a. El proceso subyacente asumido es independencia (ruido blanco).
 b. Se basa en la aproximación de chi-cuadrado asintótica.

Figura 13b: Función de autocorrelación de ventas mensuales para camisetas manga larga (SKU3).

Figura 13: Funciones de autocorrelación para el SKU1 y SKU3.
Fuente: IBM SPSS.

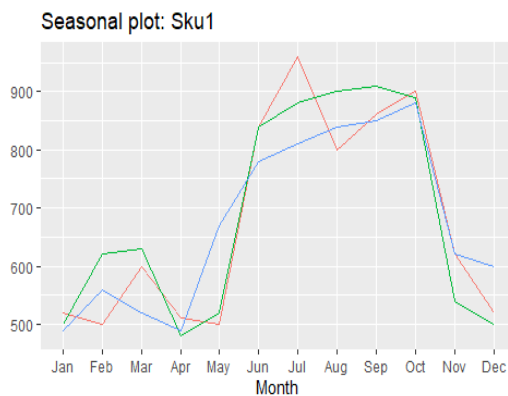


Figura 14a: Análisis de estacionalidad para de ventas mensuales de camisetas manga corta (SKU1).

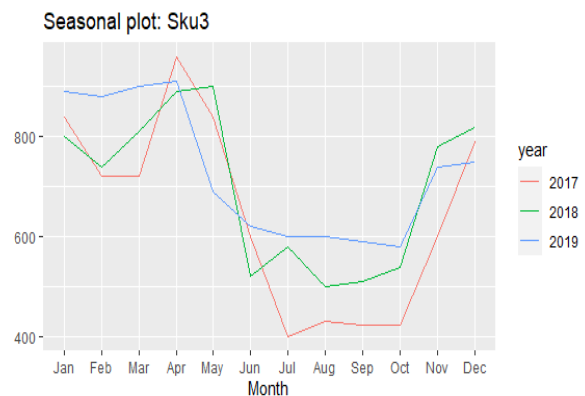
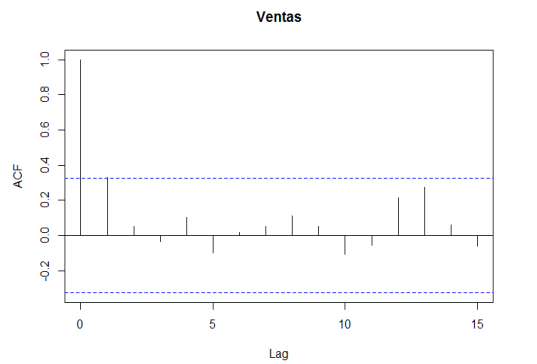


Figura 14b: Análisis de estacionalidad para de ventas mensuales de camisetas manga larga (SKU3).

Figura 14: Análisis de estacionalidad para el SKU1 y SKU3.
Fuente: IBM SPSS.

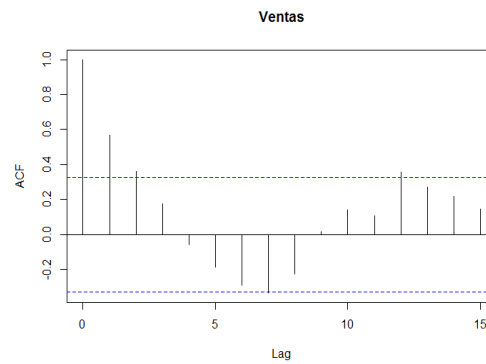
Los coeficientes de autocorrelación presentados en las Figuras 15a y 15b pertenecientes a los SKU2 y SKU4, respectivamente, muestran un decrecimiento hacia cero muy lento, lo que revela la clara presencia de tendencia decreciente para el SKU2 y creciente para el SKU4. La tendencia, en estos casos, justifica la inexistencia de estacionariedad, debido a que las propiedades básicas, como la media y la varianza, de ambas series, no permanecen constantes durante los diferentes períodos de tiempo. En cuanto a la presencia de estacionalidad, para el caso del SKU2 no hay duda de que, a partir de la Figura 16a, se puede descartar algún tipo de punto en el tiempo que presente tales condiciones, sin embargo, no sucede lo mismo si analizamos la estacionalidad del SKU4, ver Figura 16b, en donde se puede apreciar que las ventas de los meses de junio de cada año demuestran un alto grado de similitud.



Retardo	Autocorrelación	Desv. Error ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	,328	,160	4,209	1	,040
2	,052	,158	4,317	2	,115
3	-,035	,155	4,369	3	,224
4	,101	,153	4,804	4	,308
5	-,097	,151	5,220	5	,390
6	,017	,148	5,234	6	,514
7	,049	,146	5,349	7	,617
8	,112	,143	5,962	8	,651
9	,050	,140	6,088	9	,731
10	-,108	,138	6,700	10	,753

a. El proceso subyacente asumido es independencia (ruido blanco).
b. Se basa en la aproximación de chi-cuadrado asintótica.

Figura 15a: Función de autocorrelación de ventas mensuales para calentadores (SKU2).



Retardo	Autocorrelación	Desv. Error ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	,566	,160	12,518	1	,000
2	,362	,158	17,797	2	,000
3	,175	,155	19,070	3	,000
4	-,059	,153	19,218	4	,001
5	-,188	,151	20,780	5	,001
6	-,290	,148	24,604	6	,000
7	-,334	,146	29,865	7	,000
8	-,225	,143	32,336	8	,000
9	,018	,140	32,353	9	,000
10	,143	,138	33,426	10	,000

a. El proceso subyacente asumido es independencia (ruido blanco).
b. Se basa en la aproximación de chi-cuadrado asintótica.

Figura 15b: Función de autocorrelación de ventas mensuales para blusas manga larga (SKU4).

Figura 15: Funciones de autocorrelación para el SKU2 y SKU4.
Fuente: IBM SPSS.

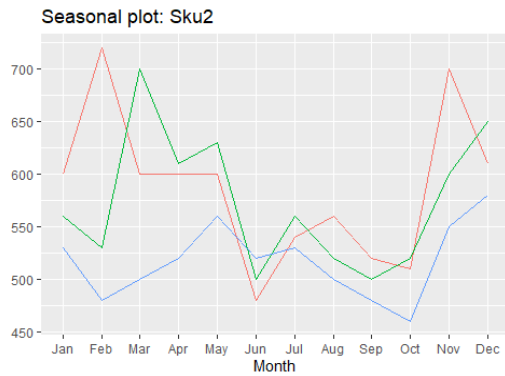


Figura 16a: Análisis de estacionalidad para de ventas mensuales de calentadores (SK2).

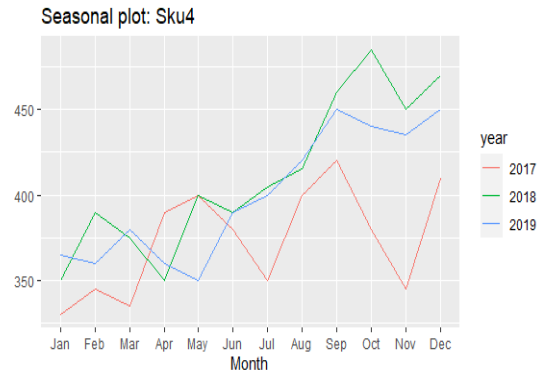
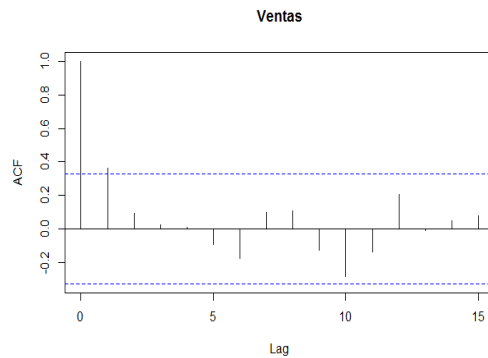


Figura 16b: Análisis de estacionalidad para de ventas mensuales de blusas manga larga (SKU4).

Figura 16: Análisis de estacionalidad para el SKU2 y SKU4.
Fuente: IBM SPSS.

Los coeficientes de autocorrelación del SKU5 decrecen rápidamente a valores cercanos a cero, lo que puede dar paso a tomar la decisión de que la serie es estacionaria, ver Figura 17. Además, se puede constatar que, a partir de la Figura 18, hay un comportamiento estacional en los meses de septiembre y diciembre de cada año.



Retardo	Autocorrelación	Desv. Error ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	,365	,160	5,219	1	,022
2	,095	,158	5,582	2	,061
3	,023	,155	5,604	3	,133
4	,010	,153	5,608	4	,230
5	-,094	,151	5,997	5	,306
6	-,178	,148	7,436	6	,282
7	,099	,146	7,899	7	,342
8	,106	,143	8,447	8	,391
9	-,126	,140	9,253	9	,414
10	-,282	,138	13,433	10	,200

a. El proceso subyacente asumido es independencia (ruido blanco).

b. Se basa en la aproximación de chi-cuadrado asintótica.

Figura 17: Funciones de autocorrelación para el SKU5.
Fuente: IBM SPSS.

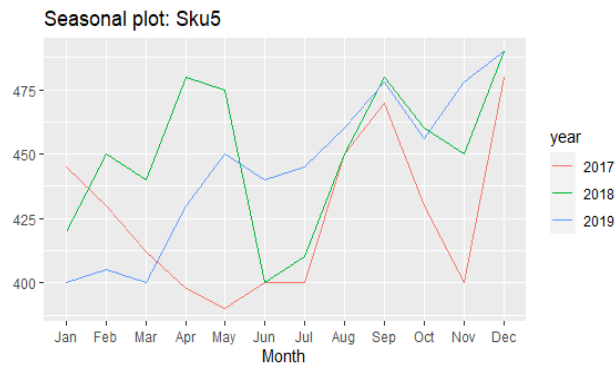


Figura 18: Análisis de estacionalidad para el SKU5.
Fuente: IBM SPSS.

Pronósticos de las series de tiempo

Para hacer frente de forma efectiva al comportamiento de cada una de las series de tiempo descritas en el punto anterior y obtener pronósticos ajustados a la realidad, se emplea una Red Neuronal Artificial constituida por varias capas, conocida como Perceptrón Multicapa (MLP, por sus siglas en inglés).

Los resultados, mostrados en el Anexo 5, demuestran que la capacidad de aprendizaje de la red es tan efectiva que los errores cuadráticos medios obtenidos a partir del cálculo se acercan significativamente al valor ideal: 0.

3.2.3. Cálculo de las necesidades reales de producción

Cálculo del representante tipo

Con la finalidad de efectuar una reducción en las cantidades mensuales a planificar y determinar las necesidades reales de producción, se lleva a cabo el cálculo de lo que se denomina como “representante tipo”, es decir, la determinación de aquel producto que cumple con dos condiciones:

- Su carga total al proceso productivo es la mayor, es decir, $n_j * t_j \rightarrow \text{máx}$, donde n_j representa la cantidad de unidades anuales pronosticadas por producto j y t_j el tiempo de ciclo por producto j .
- Pasa por todas las etapas del proceso tecnológico del grupo (familia de producto).

En la Tabla 3 y 4 se muestra el proceso de selección del representante tipo de las familias de productos 2 y 3, respectivamente. Es importante aclarar que la empresa cuenta con los gastos de tiempo definidos para cada artículo, por lo que la tarea de selección se simplifica.

Tabla 3: Selección del representante tipo para la familia de productos 2.

Producto	Procesos tecnológicos de los productos							n_j (u/año)	t_j (h/u)	$n_j * t_j$ (h/año)	Representante tipo
	Diseño y patronaje	Corte de tela	Serigrafía	Confección	I. y C. de calidad	Planchado	Etiquetado y empaçado				
SKU1	x	x	x	x	x	x	x	8198	0,32	2623,36	SKU3
SKU3	x	x	x	x	x	x	x	8262	0,39	3222,18	

Fuente: Propia.

Tabla 4: Selección del representante tipo para la familia de productos 3.

Producto	Procesos tecnológicos de los productos							n_j (u/año)	t_j (h/u)	$n_j * t_j$ (h/año)	Representante tipo
	Diseño y patronaje	Corte de tela	Serigrafía	Confección	I. y C. de calidad	Planchado	Etiquetado y empaçado				
SKU4	x	x	x	x	x	x	x	4882	0,37	1806,34	SKU4
SKU5	x	x	x	x	x	x	x	5630	0,31	1745,30	

Fuente: Propia.

Los resultados revelan que para la familia 2 el representante tipo es el SKU3 (camisetas manga larga) y, para la familia 3, el SKU4 (blusas manga larga). Todos los productos en cada familia pasan por todas las etapas del proceso tecnológico, no obstante, lo que las diferencia es la carga total al proceso productivo.

Cálculo de las necesidades reales de producción

Con un representante tipo fijado se calcula la cantidad mensual equivalente de productos a fabricar por familia, sobre la base del representante tipo de esta. La expresión (1) permite conocer el volumen de producción equivalente:

$$n_{eq} = \sum_{j=1}^n k_{uj} * n_j \text{ (unidad/mes)} \quad (1)$$

El término n_{eq} representa la cantidad mensual equivalente de productos a fabricar por familia, sobre la base del representante tipo, en unidades mensuales. k_{uj} es el coeficiente de reducción correspondiente al producto j. Dicho coeficiente se calcula a partir de la ecuación (2) en donde t_j es el gasto de tiempo total que se emplea en la producción del artículo j y t_{tipo} es el gasto de tiempo total que se emplea en la producción del representante tipo; el resultado de este coeficiente se interpreta como la complejidad relativa que tiene un determinado artículo de una familia con respecto a su representante tipo. La cantidad de unidades mensuales pronosticadas viene dada por n_j .

$$k_{uj} = \frac{t_j}{t_{tipo}} \quad (2)$$

Los resultados de las cantidades equivalentes a nivel mensual son los que se detallan en las Tablas 5 y 6 y, por tanto, corresponden a los valores que se emplearán para el desarrollo de los Planes Agregados de Producción.

Tabla 5: *Cálculo de unidades equivalentes mensuales para la familia de productos 2.*

SKU	Meses												k_{uj}
	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	
1	446	482	427	405	538	633	667	696	707	725	506	492	0,82
3	784	758	784	785	764	579	603	571	558	561	754	761	1
n_{eq}	1230	1240	1211	1190	1302	1212	1270	1267	1265	1286	1260	1253	

Fuente: Propia.

Tabla 6: *Cálculo de unidades equivalentes mensuales para la familia de productos 3.*

SKU	Meses												k_{uj}
	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	
4	373	365	375	368	373	394	402	421	454	452	437	468	1
5	421	417	406	429	432	427	428	433	443	417	436	445	0,91
n_{eq}	794	782	781	797	805	821	830	854	897	869	873	913	

Fuente: Propia.

3.2.4. Plan Agregado de Producción

El modelo sobre el cual se va a implementar el algoritmo de optimización para mejorar los resultados del Plan Agregado de Producción, es el descrito por (Tirkolaee, Goli, & Weber, 2019) en su artículo denominado: “*Multi-objective Aggregate Production Planning Model Considering Overtime and Outsourcing Options Under Fuzzy Seasonal Demand*”, puesto que consideran de forma completa las variables empleadas para resolver el problema del Plan Agregado de Producción.

Supuestos

De manera particular, el modelo a emplear considera los siguientes supuestos:

- El horizonte de planificación abarca los 12 meses del año en cuestión.
- La cantidad demandada viene dada por las cantidades pronosticadas descritas en las Tablas 5 y 6.
- Todos los parámetros descritos en la Tabla 7 son conocidos.
- El modelo considera la posibilidad de existencia de horas extras de trabajo y subcontratación.

- e. La cantidad de operarios mínimos es de 3, siendo una cantidad irreducible durante el proceso de planificación.
- f. El modelo considera la posibilidad de satisfacer una demanda no satisfecha en un período anterior, mediante el empleo de la capacidad del período de planificación siguiente.
- g. El modelo considera responder a la demanda, en primer lugar, a través del empleo de la producción regular, en segundo, al uso de horas extras y, como último recurso, a la subcontratación.
- h. La cantidad de escasez e inventario es cero al final del horizonte de planificación.

Parámetros y variables decisión

El grupo de parámetros y variables de decisión y no decisión para el modelo matemático a emplear se describen en las Tablas 7 y 8, respectivamente.

Tabla 7: Conjunto de parámetros.

Notación	Descripción
T	Conjunto de períodos en el horizonte de planificación ($t=1, 2, \dots, 12$).
\tilde{D}_t	Demanda en el período t (cantidades equivalentes al mes).
C_t^{sc}	Costo de producción de cada unidad por contratistas en el período t .
C_t^o	Costo por hora hombre para trabajar horas extras en el período t
C_t^r	Costo por hora hombre para trabajar normalmente en el período t
C_t^s	Costo de escasez de cada unidad desde el período t hasta $t + 1$
C_t^{fi}	Costo de desempleo por hora hombre en el período t
C_t^{hi}	Costo por hora hombre de empleo en el período t
O_t	Capacidad de horas extras (horas) por persona en el período t .
WL	Cantidad mínima de mano de obra.
WU	Número máximo de fuerza laboral.
m	Hora hombre requerida para producir cada unidad.
C_t^p	Costo interno de producción de cada unidad (sin mano de obra) en la temporada t .
C_t^h	Costo de mantenimiento de cada unidad desde el período t hasta $t + 1$.
R_t	Capacidad normal (horas) por persona en el período t .
SC_t	Cantidad de producción máxima permitida para subcontratar en el período t .
I_0	Valor de inventario inicial.
B_0	Valor inicial de escasez.

Fuente: (Tirkolae et al., 2019).

Tabla 8: Conjunto de variables de decisión y no decisión.

Notación	Descripción
y_t^{PR}	Cantidad de producción normal en el período t.
y_t^{PO}	Cantidad de horas extras producidas en el período t.
y_t^{SC}	Cantidad de producción tercerizada a un contratista en el período t.
I_t	Inventario restante al final del período t.
B_t	La cantidad de escasez de producto al final del período t.
M_t^R	Horas hombre de la fuerza laboral que trabaja normalmente en el período t.
M_t^O	Horas hombre de la fuerza laboral que trabaja horas extras en el período t.
N_t^R	Número de trabajadores que trabajan normalmente en el período t.
N_t^O	Número de trabajadores que trabajan horas extras en el período t.
H_t^1	Cantidad de horas hombre contratadas en el período t.
H_t^2	Número de trabajadores contratados en el período t.
F_t^1	Horas de trabajo desempleadas en el período t.
F_t^2	Número de trabajadores desempleados en el período t.

Fuente: (Tirkolaee et al., 2019).

Modelo Matemático

El modelo matemático propuesto por (Tirkolaee et al., 2019) se desarrolla de tal manera que permite minimizar los costos totales, mismos que abarcan los costos de: producción, subcontratación, mano de obra, tenencia, escasez, empleo y desempleo de mano de obra.

Las ecuaciones (3) a (10) exponen el modelo matemático como sigue:

$$\text{minimizar } CT = \sum_{t=1}^{12} C_t^p (y_t^{PR} + y_t^{PO}) \quad (3)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^{sc} y_t^{SC} \quad (4)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^r M_t^R \quad (5)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^o M_t^O \quad (6)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^h I_t \quad (7)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^S B_t \quad (8)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^{hi} H_t^1 \quad (9)$$

$$+ \sum_{t=1}^{12} C_t^{fi} F_t^1 \quad (10)$$

Sujeto a:

$$I_{t-1} + (y_t^{PR} + y_t^{PO} + y_t^{SC}) - \tilde{D}_t - B_{t-1} = I_t - B_t \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (11)$$

$$N_{t-1}^R + H_t^2 - F_t^2 = N_t^R \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (12)$$

$$(y_t^{PR})m \leq M_t^R \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (13)$$

$$(y_t^{PO})m \leq M_t^O \quad (14)$$

$$N_t^R \leq WU \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (15)$$

$$N_t^R \geq WL \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (16)$$

$$M_t^R \leq R_t N_t^R \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (17)$$

$$M_t^O \leq O_t N_t^O \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (18)$$

$$y_t^{SC} \leq SC_t \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (19)$$

$$H_t^1 \leq H_t^2(O_t + R_t) \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (20)$$

$$F_t^1 \leq F_t^2(O_t + R_t) \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (21)$$

$$I_{12} = 0 \quad (22)$$

$$B_{12} = 0 \quad (23)$$

$$y_t^{PR}, y_t^{PO}, y_t^{SC}, I_t, B_t, M_t^R, H_t^1, H_t^2, F_t^1 \geq 0, F_t^2, N_t^R, N_t^O \quad \forall t = 1, \dots, 12 \quad (24)$$

Las ecuaciones (3) a (10) calculan los costos de producción, subcontratación, horas normales de trabajo, horas extras, tenencia y escasez, empleo y desempleo de la fuerza laboral, respectivamente. De acuerdo con (Tirkolae et al., 2019) la ecuación (11) describe el balance de inventario en cada período de planificación, la ecuación (12) establece la relación de fuerza laboral en cada período, las ecuaciones (13) y (14) definen la relación entre las horas hombre requeridas en cada período tomando en cuenta la cantidad de producción, las ecuaciones (15) y (16) precisan los límites inferior y superior del número de mano de obra, respectivamente, las ecuaciones (17) y (18) limitan el número de horas requeridas para que la fuerza laboral trabaje en horas normales y horas extras, respectivamente, la ecuación (19) permite garantizar que la cantidad de

producción subcontratada no exceda el valor máximo permitido en cada período, las ecuaciones (20) y (21) limitan la capacidad de la fuerza laboral contratada y desempleada en horas hombre, respectivamente, las ecuaciones (22) y (23) aseguran que el inventario y la cantidad de escasez en el período 12 sea cero, respectivamente y la ecuación (24) especifica las variables que deben ser mayor a cero en cada uno de los períodos analizados.

3.3.Optimización de enjambre de partículas

El algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés) es una técnica metaheurística basada en inteligencia colectiva o de enjambre (*swarm*), cuyo objetivo es emular el comportamiento social de varios seres vivos, como: peces, aves e incluso seres humanos, para resolver problemas complejos.

La cooperación e intercambio de información obtenida por el enjambre a través de la experiencia tanto individual como colectiva constituyen uno de los principios fundamentales de esta técnica, que no suele ser susceptible a atascamientos en óptimos locales debido a que las partículas interactúan de tal manera que su recorrido a través de un espacio de soluciones localice regiones óptimas a nivel global.

Inicialización

Para emplear esta técnica en la optimización del Plan Agregado de Producción es necesario inicializar, en primer lugar, dos variables:

1. $\vec{x}_i(t) \in X$: representa la posición de la partícula i , en un punto en el tiempo denominado (t) o iteración, perteneciente a un espacio de búsqueda denotado por X .
2. $\vec{v}_i(t)$: constituye la velocidad a la cual las partículas se desplazan dentro del espacio de búsqueda en cada iteración.

Las dos variables mencionadas anteriormente, para este caso de estudio, inician de manera aleatoria, puesto que no existe una regla que conduzca a la generación de éstas en una primera iteración.

A medida que el número de iteraciones incrementa, la velocidad y posición de cada partícula se actualiza, debido a la influencia de las experiencias adquiridas por el enjambre, de tal modo que, con el nuevo patrón de comportamiento adoptado, las

partículas logren alcanzar su mejor posición a nivel individual (*pbest*) e interactúen hasta alcanzar, de forma grupal, la mejor posición (*gbest*).

Las expresiones que permiten llevar a cabo tal actualización de variables las describe (Kennedy, 2006) como siguen:

$$v[i][d](t + 1) = W * v[i][d](t) + rand() * (phi 1) * (p[i][d](t) - x[i][d](t)) \quad (25)$$

$$+ rand() * (phi 2) * (g[d](t) - x[i][d](t))$$

$$x[i][d](t + 1) = x[i][d](t) + v[i][d](t + 1) \quad (26)$$

Por un lado, la ecuación (25) plantea la manera en la que se actualiza la velocidad de las partículas durante las iteraciones respectivas. La expresión se divide, básicamente, en 3 componentes:

1. $W * v[i][d](t)$: representa el componente de inercia, donde W representa el coeficiente de inercia y $v[i][d](t)$ la velocidad de la partícula i en la dimensión d en un punto en el tiempo denotado por (t) .
2. $rand() * (phi 1) * (p[i][d](t) - x[i][d](t))$: expresa el componente cognitivo de la expresión, donde $phi 1$ representa el coeficiente de aceleración personal, $rand()$ es un valor aleatorio distribuido uniformemente entre 0 y 1, $p[i][d](t)$ es la mejor posición individual (*pbest*) de la partícula i en la dimensión d en un punto en el tiempo denotado por (t) .
3. $rand() * (phi 2) * (g[d](t) - x[i][d](t))$: expresa el componente social o grupal de la expresión, donde $phi 2$ representa el coeficiente de aceleración grupal, $rand()$ es un valor aleatorio distribuido uniformemente entre 0 y 1, $g[d](t)$ es la mejor posición del enjambre (*gbest*) en un punto en el tiempo denotado por (t) .

Por otro lado, la ecuación (26) expone la forma adecuada para actualizar la posición de cada una de las partículas a medida que las iteraciones incrementan, donde $x[i][d](t + 1)$ se interpreta como la posición de la partícula i en la dimensión d en un punto en el tiempo denotado por $(t + 1)$.

El pseudo código para la implementación del algoritmo sobre el modelo matemático descrito en el punto anterior se lo muestra en la Tabla 9.

Tabla 9: Pseudo código del PSO.

Algoritmo 2.2 PSO básico	
1:	Fase de Inicialización del cumulo:
2:	Para cada partícula $i, i \in [1, N]$ hacer
3:	Para cada dimensión $d, d \in [1, D]$ hacer
4:	Aplicar a xid un valor aleatorio en el rango $[Xmin, Xmax]$
5:	Aplicar a $pbestid$ el valor de xid
6:	Fin Para
7:	Calcular el fitness xi
8:	Aplicar a valor fitness $pbesti$ el valor fitness xi
9:	Aplicar a $gbest$ el valor de xi si el fitness xi es mejor que valor fitness $gbest$
10:	Fin Para
11:	Fase de Búsqueda:
12:	Mientras no se alcance la condición de parada hacer
13:	Para cada partícula $i, i \in [1, N]$ hacer
14:	Para cada dimensión $d, d \in [1, D]$ hacer
15:	Calcular vid
16:	Calcular xid
17:	Fin Para
18:	Calcular fitness xi
19:	Fin Para
20:	Actualizar $gbest$ con xi si valor fitness xi es mejor qué valor fitness $gbest$
21:	Actualizar $pbest_i$ y valor fitness $pbesti$ si fitness xi es mejor que $pbest_i$
22:	Fin Mientras
23:	Retornar Resultados

Fuente: (Cagnina, 2010).

3.4.Sistematización de parámetros y variables

Valores de parámetros de entrada del Plan Agregado de Producción

La información de entrada necesaria para resolver el problema del Plan Agregado de Producción, a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas, se la detalla en las Tablas 10, 11 y 12:

Tabla 10: Parámetros de entrada: Familia de productos 1.

T	Familia de productos 1												Unidad de medida	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12		
C_t^{sc}	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	8,90	USD/u
C_t^o	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	USD/h
C_t^r	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	USD/h
C_t^s	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	USD/u
C_t^{fi}	1,04	1,04	0,89	0,89	0,89	0,89	0,85	0,85	0,94	0,82	0,94	0,94	0,94	USD/h
C_t^{hi}	0,69	0,69	0,60	0,60	0,60	0,60	0,57	0,57	0,63	0,54	0,63	0,63	0,63	USD/h
O_t	36	36	42	42	42	42	44	44	40	46	40	40	40	h/m
WL	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Operario

WU	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	Operario
m	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	0,57	h/u
C_t^p	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	7,90	USD/u
C_t^h	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	USD/u
R_t	144	144	168	168	168	168	176	176	160	184	160	160	h/m
SC_t	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	u/m
I₀	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m
B₀	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m

Fuente: Propia.

Tabla 11: *Parámetros de entrada: Familia de productos 2.*

Familia de productos 2													Unidad de medida
T	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
C_t^{sc}	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	5,60	USD/u
C_t^o	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	USD/h
C_t^r	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	USD/h
C_t^s	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	USD/u
C_t^{fi}	1,04	1,04	0,89	0,89	0,89	0,89	0,85	0,85	0,94	0,82	0,94	0,94	USD/h
C_t^{hi}	0,69	0,69	0,60	0,60	0,60	0,60	0,57	0,57	0,63	0,54	0,63	0,63	USD/h
O_t	36	36	42	42	42	42	44	44	40	46	40	40	h/m
WL	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Operario
WU	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	Operario
m	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	0,36	h/u
C_t^p	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	4,60	USD/u
C_t^h	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	USD/u
R_t	144	144	168	168	168	168	176	176	160	184	160	160	h/m
SC_t	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	u/m
I₀	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m
B₀	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m

Fuente: Propia.

Tabla 12: *Parámetros de entrada: Familia de productos 3.*

Familia de productos 3													Unidad de medida
T	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
C_t^{sc}	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	6,50	USD/u
C_t^o	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	3,98	USD/h
C_t^r	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	USD/h
C_t^s	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	10,5	USD/u
C_t^{fi}	1,04	1,04	0,89	0,89	0,89	0,89	0,85	0,85	0,94	0,82	0,94	0,94	USD/h
C_t^{hi}	0,69	0,69	0,60	0,60	0,60	0,60	0,57	0,57	0,63	0,54	0,63	0,63	USD/h
O_t	36	36	42	42	42	42	44	44	40	46	40	40	h/m
WL	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	Operario
WU	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	Operario
m	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	0,34	h/u
C_t^p	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	5,50	USD/u
C_t^h	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	USD/u
R_t	144	144	168	168	168	168	176	176	160	184	160	160	h/m
SC_t	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	u/m
I₀	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m

B_0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u/m
-------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-----

Fuente: Propia.

Valores de parámetros de entrada del PSO

Los parámetros a emplear dentro del algoritmo de optimización de enjambre de partículas que permiten optimizar el Plan Agregado de Producción se los detalla en la Tabla 13.

Tabla 13: *Parámetros del algoritmo de optimización de enjambre de partículas.*

Notación	Descripción	Valor
I_t	Iteraciones totales	100
$nPop$	Número de partículas	50
$\phi 1$	Coefficiente de aceleración individual	2
$\phi 2$	Coefficiente de aceleración social	2
W	Coefficiente de inercia	0,9

Fuente: Propia.

3.5.Resultados computacionales

El algoritmo de optimización de enjambre de partículas está codificado en el *software* MATLAB 2019(a), donde el problema en cuestión es resuelto en un ordenador con un procesador Intel (R) Core (TM) i5-6200U y RAM de 6GB.

El costo total de los Planes Agregados de Producción, por cada una de las familias de productos, se los muestra en la Tabla 14. Por otro lado, en el Anexo 6, se presenta el plan en cuestión de manera completa y detallada.

Tabla 14: *Resultados del Plan Agregado de Producción optimizados.*

Notación	Familia 1	Familia 2	Familia 3	Unidad de medida
Costo total	66671,76	86132,62	75515,76	USD/año
Nivel de servicio	100%	100%	100%	%
Tiempo computacional	4,38	4,17	4,35	s

Fuente: Propia.

CAPÍTULO IV

4. Análisis de resultados

La eficiencia y eficacia del modelo y sus resultados se evalúan desde el punto de vista de dos enfoques clave: costos totales y nivel de servicio.

Para llevar a cabo tal análisis, los Planes Agregados de Producción, obtenidos a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas, se comparan con los resultados arrojados al aplicar una técnica alternativa para resolver este tipo de problemas denominada Método de Transporte (MT), ver Anexo 7, empleada actualmente por la empresa objeto de estudio.

4.1. Variación entre costos totales

Los resultados detallados en la Tablas 15 muestran los costos totales obtenidos desde distintas perspectivas para la Familia de productos 1. Los valores evidencian la existencia de disparidades significativas en términos de costos por horas extras y costos de posesión y escasez. En cuanto al costo total, mediante la técnica del PSO se logra una reducción en de 3,63%, equivalente a USD 2512,18 anuales.

Tabla 15: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 1.

Descripción del costo	Costos totales		Diferencia monetaria	Diferencia porcentual
	PSO	MT		
Coste M.O. regular (USD/a)	15.827,76	15.827,76	-	0,00%
Coste de contrataciones y despidos (USD/a)	600,00	600,00	-	0,00%
Coste horas extra (USD/a)	0	349,36	349,36	100,00%
Coste de subcontratación (USD/a)	0	0	-	
Coste de posesión y escasez (USD/a)	0	2.162,82	2.162,82	100,00%
Coste de producción (USD/a)	50.244,00	50.244,00	-	0,00%
Coste total (USD/a)	66.671,76	69.183,94	2.512,18	3,63%

Fuente: Propia.

La Figura 19 ilustra la evolución de los costos totales durante los distintos períodos de tiempo. Como se muestra, el comportamiento del PSO, en varios pasos de tiempo, evita optar por óptimos locales, lo que evidencia la efectividad del comportamiento del enjambre para localizar un óptimo global.

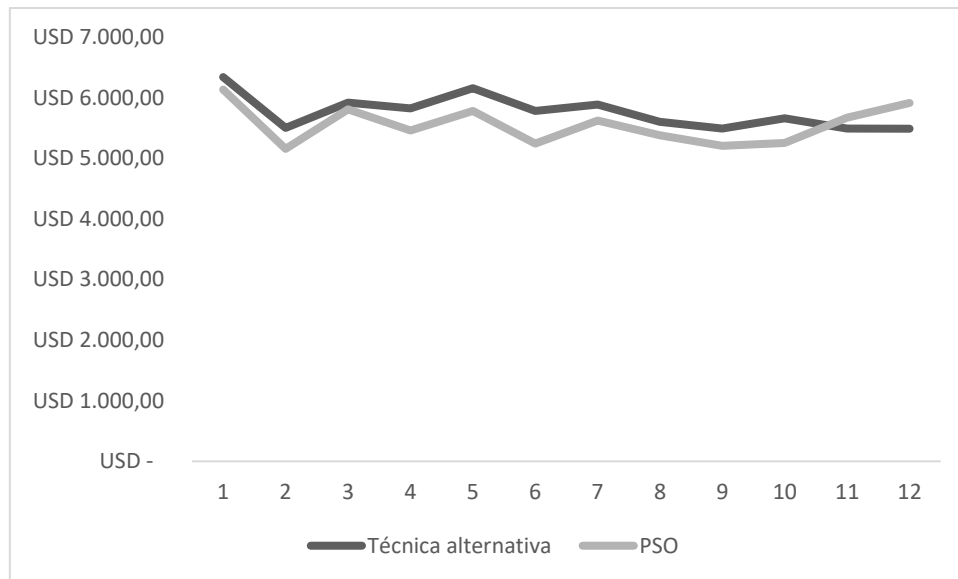


Figura 19: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 1.
Fuente: Propia.

En cuanto a los resultados obtenidos para la Familia de productos 2, la Tabla 16 muestra que el PSO genera un ahorro de USD 164,77 por cuestión de horas extras, del mismo modo, a nivel de costos de posesión y escasez se obtiene un ahorro de USD 673,98, sin embargo, si tomamos en cuenta los costos de producción el PSO origina un costo mayor que la técnica alternativa, para ser precisos genera un excedente de USD 128,80. A pesar de ello, a nivel de costos totales, el PSO logra una reducción de 0,82%, equivalente a USD 709,95 anuales.

Tabla 16: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 2.

Descripción del costo	Costos totales		Diferencia monetaria	Diferencia porcentual
	PSO	MT		
Coste M.O. regular (USD/a)	16.596,72	16.596,72	-	0,00%
Coste de contrataciones y despidos (USD/a)	600,00	600,00	-	0,00%
Coste horas extra (USD/a)	0	164,77	164,77	100,00%
Coste de subcontratación (USD/a)	0	0	-	-
Coste de posesión y escasez (USD/a)	0,30	674,28	673,98	99,96%
Coste de producción (USD/a)	68.935,60	68.806,80	-128,80	-0,19%
Coste total (USD/a)	86.132,62	86.842,57	709,95	0,82%

Fuente: Propia.

La Figura 20 ilustra la evolución de los costos totales durante los distintos períodos de tiempo analizados para la Familia 2.

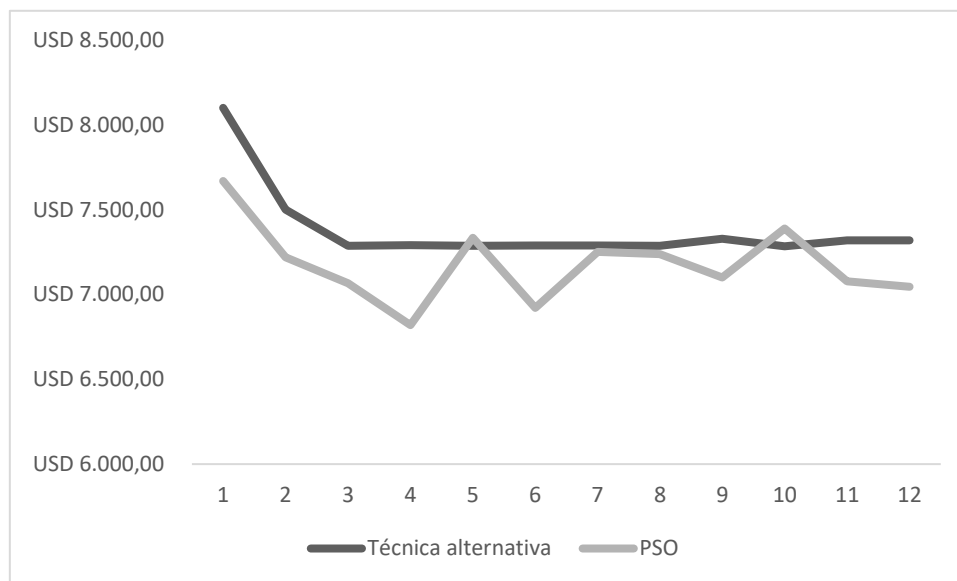


Figura 20: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 2.
Fuente: Propia.

Los resultados de Tabla 17, para la Familia de productos 3, evidencian, de manera análoga a la Familia de productos 1, que existen disparidades significativas en términos de costos por horas extras y costos de posesión y escasez. En cuanto al costo total, mediante la técnica del PSO se logra una reducción de 0,59%, equivalente a USD 422,32 anuales.

Tabla 17: Análisis de costos totales por técnica para la Familia de productos 3.

Descripción del costo	Costos totales		Diferencia monetaria	Diferencia porcentual
	PSO	MT		
Coste M.O. regular (USD/a)	15.827,76	15.827,76	-	0,00%
Coste de contrataciones y despidos (USD/a)	600,00	600,00	-	0,00%
Coste horas extra (USD/a)	0	319,36	319,36	100,00%
Coste de subcontratación (USD/a)	0	0	-	-
Coste de posesión y escasez (USD/a)	-	102,96	102,96	100,00%
Coste de producción (USD/a)	55.088,00	55.088,00	-	0,00%
Coste total (USD/a)	71.515,76	71.938,08	422,32	0,59%

Fuente: Propia.

La Figura 21 ilustra la evolución de los costos totales durante los distintos períodos de tiempo analizados para la Familia 3. Es importante considerar que el PSO para los primeros meses de planificación genera costos totales inferiores a los obtenidos por la técnica alternativa, sin embargo, el mismo fenómeno no se repite a partir de octavo mes, donde los costos totales son superiores.

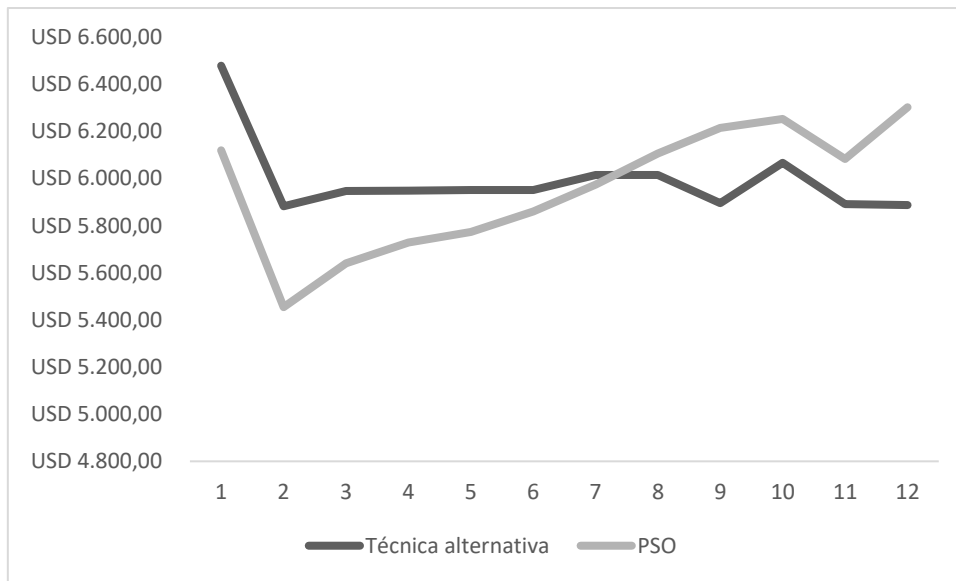


Figura 21: Evolución de costos totales por alternativa para la Familia de productos 3.
Fuente: Propia.

En definitiva, el algoritmo de optimización de enjambre de partículas, a nivel de costos totales, resulta ser la mejor alternativa puesto que genera un ahorro de USD 3644,45 con respecto al método de transporte; dicho resultado evidencia la eficiencia de la técnica de inteligencia artificial sobre la metodología clásica.

4.2. Variación en el nivel de servicio

La elaboración de un Plan Agregado de Producción representa una tarea compleja, más aún cuando se manejan una serie de parámetros y variables que se interrelacionan período a período, lo que puede comprometer el nivel de servicio con el que se responde a las fluctuaciones en las cantidades demandadas.

Los niveles de servicio alcanzados por la empresa en cuestión para cada uno de los períodos del año 2019 se los calculó a partir de la ecuación 27, en donde CP_i son las cantidades planificadas por período i y F_i representa la cantidad de unidades derivadas de la diferencia entre las cantidades reales demandas con respecto a las cantidades planificadas en el período i .

$$NS = \left(1 - \frac{F_i}{CP_i}\right) \quad (27)$$

El detalle del proceso de cálculo de los niveles de servicio por período se los presenta en el Anexo 8; mientras que en la Tabla 18 se resume, puntualmente, los resultados alcanzados.

Tabla 18: Niveles de servicio alcanzados durante el período 2019.

Período 2019	Familia 1	Familia 2	Familia 3
Enero	91,54%	100%	82,11%
Febrero	86,18%	100%	80,82%
Marzo	78,37%	96,51%	80,72%
Abril	80,50%	99,02%	79,83%
Mayo	89,17%	91,92%	77,24%
Junio	95,59%	99,92%	84,15%
Julio	94,81%	92,20%	83,87%
Agosto	93,46%	97,87%	84,92%
Septiembre	92,66%	97,06%	87,81%
Octubre	90,20%	97,09%	84,84%
Noviembre	96,49%	97,43%	87,71%
Diciembre	92,95%	97,72%	85,35%
Promedio de nivel de servicio	90,16%	97,23%	83,28%

Fuente: Propia.

La Tabla 19, por otro lado, muestra los niveles de servicio alcanzados por cada período y familia de productos analizados, para el año 2020, a través de la aplicación del PSO y método de transporte.

Tabla 19: Análisis de nivel de servicio por período.

Períodos de planificación	PSO			MT		
	Familia 1	Familia 2	Familia 3	Familia 1	Familia 2	Familia 3
Enero	100%	100%	100%	95,50%	100%	100%
Febrero	100%	100%	100%	99,61%	100%	100%
Marzo	100%	100%	100%	93,45%	100%	100%
Abril	100%	100%	100%	94,63%	100%	100%
Mayo	100%	100%	100%	89,32%	100%	100%
Junio	100%	100%	100%	95,14%	100%	100%
Julio	100%	100%	100%	94,76%	100%	100%
Agosto	100%	100%	100%	99,80%	100%	100%
Septiembre	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Octubre	100%	100%	100%	100%	99,14%	100%
Noviembre	100%	100%	100%	100%	98,17%	100%
Diciembre	100%	100%	100%	100%	97,77%	100%
Promedio de nivel de servicio	100,00%	100,00%	100,00%	96,85%	99,59%	100,00%

Fuente: Propia.

Como muestra la Tabla 19, tanto el PSO como el MT generan niveles de servicio, en promedio, bastante alentadores durante todo el período de planificación, lo que se evidencia con porcentajes que no descienden del 95% para cada familia de productos.

Sin embargo, a nivel de períodos individuales existen diferencias, aunque mínimas, entre los resultados obtenidos por el PSO y el MT. La Tabla 20 muestra los porcentajes de incremento en el nivel de servicio, por período, generados por el PSO sobre el MT. Dichos incrementos justifican la capacidad que tiene este algoritmo para evitar detenerse en óptimos locales, buscando siempre localizar soluciones globales con resultados ideales.

Tabla 20: *Análisis de incremento nivel de servicio por período y técnica empleada.*

Períodos de planificación	PSO		
	Familia 1	Familia 2	Familia 3
Enero	4,50%	0%	0%
Febrero	0,39%	0%	0%
Marzo	6,55%	0%	0%
Abril	5,37%	0%	0%
Mayo	10,68%	0%	0%
Junio	4,86%	0%	0%
Julio	5,24%	0%	0%
Agosto	0,20%	0%	0%
Septiembre	0,00%	0%	0%
Octubre	0,00%	0,86%	0%
Noviembre	0,00%	1,83%	0%
Diciembre	0,00%	2,23%	0%
Promedio de nivel de servicio	3,15%	0,41%	0%

Fuente: Propia.

Desde otro punto de vista, en la Tabla 21 se detalla el incremento en el nivel de servicio, por familia de productos, que la empresa en cuestión alcanzaría con la aplicación del PSO.

Tabla 21: *Incremento en el nivel de servicio a obtener.*

Familias de productos	Año 2019	Año 2020	Incremento
Familia 1	90,16%	100,00%	9,84%
Familia 2	97,23%	100,00%	2,77%
Familia 3	83,28%	100,00%	16,72%

Fuente: Propia.

CONCLUSIONES

La fundamentación teórica del estudio evidenció la existencia de un conjunto amplio de técnicas bioinspiradas que, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, lograron resolver el problema de la Planificación Agregada de Producción desde distintitos enfoques, conduciendo a las empresas que las adoptaron a la mejora en la toma de decisiones, reducción de costos totales, incremento del nivel de servicio, empleo efectivo de los recursos, entre otros.

El comportamiento colectivo, la capacidad de memorizar experiencias pasadas y la comunicación entre las partículas del algoritmo de optimización, sobre la base del modelo matemático planteado, restricciones propuestas y parámetros establecidos, generaron resultados efectivos en cuanto al manejo de las interrelaciones existentes entre los parámetros y variables del modelo.

Mediante el análisis y comparación de resultados, bajo un mismo escenario, se obtuvo que la técnica de optimización de enjambre de partículas generó un ahorro significativo de USD 3644,45 con respecto al método de transporte aplicado actualmente por la empresa caso de estudio y, a nivel de servicio, el algoritmo incrementa en 9,84%, 2,77% y 16.72% el nivel de servicio global para las Familias de productos 1, 2 y 3, respectivamente.

RECOMENDACIONES

Si bien la literatura científica documenta perfectamente los beneficios de la aplicación de las técnicas de Inteligencia Artificial para resolver el problema del Plan Agregado de Producción, no se determina un modelo genérico para algún tipo de industria, por lo que se recomienda adaptar las características de un determinado método a las condiciones de la industria del sector textil y de confección, es decir, flexibilizar al método de modo que se obtengan resultados óptimos y a la vez pertinentes.

En el caso de existir nuevas investigaciones sobre este tema se recomienda que, a partir del modelo propuesto, se genere una interfaz gráfica (GUI, por sus siglas en inglés), que permita a las empresas del sector en estudio delimitar de manera práctica, en base a sus condiciones inherentes, los parámetros del algoritmo de enjambre de partículas, con la finalidad de evitar que el comportamiento del método se aleje del óptimo global o, en su defecto, sobreajuste los resultados, conduciendo a valores ineficientes.

Es importante recomendar que, para llevar a cabo una comparación efectiva de los resultados, las técnicas destinadas a resolver el problema del Plan Agregado de Producción deben cuidar que los escenarios bajo los cuales se aplican se encuentren en las mismas condiciones, con ello se evitaría generar análisis poco confiables e ineficientes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adam, E. E., & Ebert, R. J. (1991). *Administración de la producción y las operaciones: conceptos, modelos y funcionamiento*: Pearson educacion.
- Aliev, R. A., Fazlollahi, B., Guirimov, B., & Aliev, R. R. (2007). Fuzzy-genetic approach to aggregate production–distribution planning in supply chain management. *Information Sciences*, *177*(20), 4241-4255.
- Aziz, R. A., Paul, H. K., Karim, T. M., Ahmed, I., & Azeem, A. (2018). Modeling and optimization of multi-layer aggregate production planning. *Journal of Operations and Supply Chain Management (JOSCM)*, *11*(2), 1-15.
- Bakar, A., Rizam, M., Bakheet, A. J. K., Kamil, F., Kalaf, B. A., Abbas, I. T., & Soon, L. L. (2016). Enhanced simulated annealing for solving aggregate production planning. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- Baykasoglu, A. (2001). MOAPPS 1.0: aggregate production planning using the multiple-objective tabu search. *International Journal of Production Research*, *39*(16), 3685-3702.
- Benítez, R., Escudero, G., Kanaan, S., & Rodó, D. M. (2014). *Inteligencia artificial avanzada*: Editorial UOC.
- Cagnina, M. L. C. (2010). Optimización mono y multiobjetivo a través de una heurística de inteligencia colectiva.
- Carnota Lauzan, O., & Villanueva, R. (1983). Proyección de Sistemas Automatizados de Dirección. *Sección I. Ciudad de La Habana: Ciencias Sociales*.
- Carro, R., & González Gómez, D. A. (2012). El sistema de producción y operaciones.
- Chakraborty, R., & Hasin, M. (2013). Solving an aggregate production planning problem by using multi-objective genetic algorithm (MOGA) approach. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, *4*(1), 1-12.
- Chakraborty, R. K., Hasin, M. A. A., Sarker, R. A., & Essam, D. L. (2015). A possibilistic environment based particle swarm optimization for aggregate production planning. *Computers & Industrial Engineering*, *88*, 366-377.
- Chapman, S. N. (2006). *Planificación y control de la producción*: Pearson educación.
- Chase, R. B., & Jacobs, F. R. (2000). Administración de Producción y Operaciones. In: Ed. Mc Graw-Hill.
- Chase, R. B., & Jacobs, F. R. (2014). *Administración de operaciones: producción y cadena de suministros*: McGraw Hill México.

- Cheraghalikhani, A., Khoshalhan, F., & Mokhtari, H. (2019). Aggregate production planning: A literature review and future research directions. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 10(2), 309-330.
- Cortez, P. (2014). *Modern optimization with R*: Springer.
- Domínguez Machuca, J. A. (1995a). *Dirección de Operaciones: Aspectos estratégicos en la producción y los servicios*: McGraw-Hill Interamericana.
- Domínguez Machuca, J. A. (1995b). Dirección de operaciones: estado de la cuestión (1). *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, 1(1), 113-149.
- Fahimnia, B., Luong, L., & Marian, R. (2006). *Modeling and optimization of aggregate production planning-a genetic algorithm approach*. World Academy of Science, Engineering and Technology (WASET),
- Gaither, N., & Frazier, G. (1999). *Production and operations management*: Thomson South-Western.
- Ganesh, K., & Punniyamoorthy, M. (2005). Optimization of continuous-time production planning using hybrid genetic algorithms-simulated annealing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26(1-2), 148-154.
- Glover, F. (1989). Tabu search—part I. *ORSA Journal on computing*, 1(3), 190-206.
- Glover, F. (1990). Tabu search—part II. *ORSA Journal on computing*, 2(1), 4-32.
- Goldberg, D. E. (2006). *Genetic algorithms*: Pearson Education India.
- Goli, A., Tirkolae, E. B., Malmir, B., Bian, G.-B., & Sangaiah, A. K. (2019). A multi-objective invasive weed optimization algorithm for robust aggregate production planning under uncertain seasonal demand. *Computing*, 101(6), 499-529.
- Hanke, J. E., Gonzalez Osuna, M., & Reitsch, A. G. (1995). *Estadística para negocios*: IRWIN.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. (2010). *Pronósticos en los negocios* (Vol. 9): Pearson educación.
- Heizer, J., & Render, B. (2009). *Principios de administración de operaciones* (Vol. 7): Pearson Educación.
- Hossain, M. S., & Islam, K. M. (2018). PSO-based harmony search algorithm to aggregate production planning under possibilistic environment. *International Journal of Services and Operations Management*, 31(2), 169-190.
- INEC. (2010). Censo Nacional Económico. In.

- Ismail, M. A., & ElMaraghy, H. (2009). Progressive modeling—An enabler of dynamic changes in production planning. *CIRP annals*, 58(1), 407-412.
- Jamalnia, A., Yang, J.-B., Feili, A., Xu, D.-L., & Jamali, G. (2019). Aggregate production planning under uncertainty: a comprehensive literature survey and future research directions. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 102(1-4), 159-181.
- Jang, J., & Do Chung, B. (2020). Aggregate production planning considering implementation error: A robust optimization approach using bi-level particle swarm optimization. *Computers & Industrial Engineering*, 142, 106367.
- Kaveh, M., & Dalfard, V. M. (2014). A simulated annealing algorithm for aggregate production planning with considering of ancillary costs. *International Journal of Mathematics in Operational Research*, 6(4), 474-490.
- Kennedy, J. (2006). Swarm intelligence. In *Handbook of nature-inspired and innovative computing* (pp. 187-219): Springer.
- Krajewski, L. J., Ritzman, L. P., Malhotra, M. K., Villareal, C., & del Pilartr, M. (2008). *Administración de operaciones: procesos y cadenas de valor/Operations management*: Pearson Educación.
- Kumar, G. M., & Haq, A. N. (2005). Hybrid genetic—ant colony algorithms for solving aggregate production plan. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 4(01), 103-111.
- Kumar, S. A., & Suresh, N. (2006). *Production and operations management*: New Age International.
- León, A. M., Rivera, D. N., Navarro, A. P., & Tápanes, L. Q. (2002). La empresa como sistema productivo. Criterios para la caracterización y clasificación. In: Universidad de Matanzas “Camilo Cienfuegos”.
- Liang, T.-F. (2007). Application of interactive possibilistic linear programming to aggregate production planning with multiple imprecise objectives. *Production Planning and Control*, 18(7), 548-560.
- Mahmud, S., Hossain, M. S., & Hossain, M. M. (2018). Application of multi-objective genetic algorithm to aggregate production planning in a possibilistic environment. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 30(1), 40-59.
- Maynard, H. B., Arbat, J. C., & Sancho, A. P. (1980). *Manual de ingeniería de la producción industrial:(Industrial engineering handbook)*: Reverté.

- Mehdizadeh, E., Niaki, S. T. A., & Hemati, M. (2018). A bi-objective aggregate production planning problem with learning effect and machine deterioration: Modeling and solution. *Computers & Operations Research*, 91, 21-36.
- Mirzapour Al-e-Hashem, S., Baboli, A., & Sazvar, Z. (2013). A stochastic aggregate production planning model in a green supply chain: Considering flexible lead times, nonlinear purchase and shortage cost functions. *European Journal of Operational Research*, 230(1), 26-41.
- Negrón, D. M. (2009). *Administración de operaciones. Enfoque de administración de procesos de negocios*: Cengage Learning Editores.
- Nehzati, T., & Ismail, N. (2011). *Application of Artificial Intelligent in Production Scheduling: A critical evaluation and comparison of key approaches*. Paper presented at the Proc. of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, January.
- Nilsson, N. J., Morales, R. M., Méndez, J. T. P., & Aris, E. P. (2001). *Inteligencia artificial: una nueva síntesis* (Vol. 2): McGraw-Hill España.
- Ning, Y., Pang, N., & Wang, X. (2019). An Uncertain Aggregate Production Planning Model Considering Investment in Vegetable Preservation Technology. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019.
- Ning, Y., Tang, W., & Zhao, R. (2006). Multiproduct aggregate production planning in fuzzy random environments. *World Journal of Modelling and Simulation*, 2(5), 312-321.
- Osman, I. H., & Kelly, J. P. (1996). Meta-heuristics: an overview. In *Meta-heuristics* (pp. 1-21): Springer.
- Pradenas, L., Peñailillo, F., & Ferland, J. (2004). Aggregate production planning problem. A new algorithm. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 18, 193-199.
- Ramezani, R., Rahmani, D., & Barzinpour, F. (2012). An aggregate production planning model for two phase production systems: Solving with genetic algorithm and tabu search. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 1256-1263.
- Roldán, J. P. (2001). Planificación y Control de la Producción. In: core.ac.uk/download/pdf/35230680.pdf.
- Schroeder, R., Goldstein, S., & Rungtusanatham, M. (2011). *Administración de Operaciones: Conceptos y Casos Contemporáneos México*, D, F. In: Mc Graw Hill.

- SENPLADES. (2017). *Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021. Toda una Vida*. Retrieved from https://www.planificacion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2017/10/PNBV-26-OCT-FINAL_0K.compressed1.pdf
- Stevenson, W. J., & Sum, C. C. (2015). *Operations management* (Vol. 12): McGraw-Hill/Irwin New York, NY.
- Stockton, D., & Quinn, L. (1995). Aggregate production planning using genetic algorithms. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 209(3), 201-209.
- Tirkolae, E. B., Goli, A., & Weber, G.-W. (2019). Multi-objective aggregate production planning model considering overtime and outsourcing options under fuzzy seasonal demand. In *Advances in manufacturing II* (pp. 81-96): Springer.
- Villalobos, N. C., Altahona, O. C., & Herrera, T. J. F. (2006). Gestión de la Producción y Operaciones. *EDUMED. T S TS*, 4.
- Vollmann, T. E., Berry, W. L., & Whybark, D. C. (1991). Sistemas de Planificación y Control de la Producción. In (Vol. 1). *Tecnologías de Gerencia y Producción*.
- Wang, R.-C., & Liang, T.-F. (2004). Application of fuzzy multi-objective linear programming to aggregate production planning. *Computers & Industrial Engineering*, 46(1), 17-41.
- Yuliasuti, G. E., Rizki, A. M., Mahmudy, W. F., & Tama, I. P. (2018). Determining Optimum Production Quantity on Multi-Product Home Textile Industry by Simulated Annealing. *Journal of Information Technology and Computer Science*, 3(2), 159-168.
- Yuliasuti, G. E., Rizki, A. M., Mahmudy, W. F., & Tama, I. P. (2019). Optimization of Multi-Product Aggregate Production Planning using Hybrid Simulated Annealing and Adaptive Genetic Algorithm. *Optimization*, 10(11).
- Zaidan, A., Atiya, B., Bakar, M. A., & Zaidan, B. (2019). A new hybrid algorithm of simulated annealing and simplex downhill for solving multiple-objective aggregate production planning on fuzzy environment. *Neural Computing and Applications*, 31(6), 1823-1834.
- Zhan, S.-h., Lin, J., Zhang, Z.-j., & Zhong, Y.-w. (2016). List-based simulated annealing algorithm for traveling salesman problem. *Computational intelligence and neuroscience*, 2016.

ANEXOS

Anexo 1 Resumen general de los métodos, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, aplicados al problema del Plan Agregado de Producción.

Tabla 1: *Métodos, bajo el contexto de Inteligencia Artificial, aplicados al problema del Plan Agregado de Producción.*

Descripción del modelo		Artículo	Variables o enfoques importantes											Técnica aplicada	
Determinista/ Difuso/ Estocástico	Objetivo		MI	CL	GSTD	CP	DC	MPM	VTD	UM	CF	CCS	MPML		
Determinista	Único	Mazzola et al. (1998)	x	x										TSA	
		Aghezzaf & Artiba (1998)	x				x							H	
		Silva & João Oisboa (2000)		x										LDR	
		Pipery & Vachony (2001)		x										SS	
		Singhvi & Shenoy (2002)												SS	
		Techawiboonwong & Yenradee	x	x										SS	
		Pradenas & Peñailillo (2004)	x				x					x		TSA	
		Fahimnia et al. (2006)		x											GA
		Kumar & Haq (2005)	x												GA&ACO
		Paiva & Morabito (2009)	x								x	x			SS
		Sillekens et al. (2011)	x	x		x					x			x	H
		Zhang et al. (2012)	x	x											H
		Ramezani et al. (2012)	x				x								GA&TSA
	Wang & Yeh (2014)		x									x		PSO	
	Chaturvedi & Bandyopadhyay (2015)												x	H	
	Erfanian & Pirayesh (2016)	x												SS	
	Chaturvedi (2017)													H	
	Rahmani et al. (2019)						x			x				MH	
	Sabah et al. (2019)					x		x						S&MH	
	Múltiple	Baykasoglu (2001)	x	x			x								GP&TSA
		Leung et al. (2003)	x					x							GP
		da Silva et al. (2006)	x	x											SS
		Leung & Ng (2007)	x			x	x								GP
Leung & Chan (2009)		x			x		x		x			x		GP	
Ismail & ElMaraghy (2009)			x								x			PM&EA	
Chakraborty & Akhtar Hasin (2013)		x												GA	

	Abu Bakar et al. (2016)	x							SAA		
	Mehdizadeh et al. (2018)	x	x		x	x			GA		
	Ghasemy Yaghin (2018)	x			x		x	x	H		
	Mehdizadeh & Abkenar (2018)	x			x				HSA&VDO		
	Aziz et al. (2018)	x					x		GA&PSO		
	Demirel (2018)	x							MH		
	Yuliasuti et al. (2019)	x							SAA&GA		
	Aazami & Saidi-Mehrabad (2019)	x			x				BDA		
	Ghasemy (2020)				x			x	GOP		
Único	Filho (1999)	x		x	x				SP		
	Wang & Fang (2000)								FP		
	Tang et al. (2000)	x		x					FP		
	Fung et al. (2003)	x		x				x	ParP		
	Tang et al. (2003)	x		x				x	S		
	Ning et al. (2006)	x		x					GA&NN&SP		
	Aliev et al. (2007)	x						x	GA		
	Chen and Huang (2010)							x	FP		
	Chen & Huang (2014)	x							FP&SS		
	Iris & Cevikcan (2014)	x				x			FP		
	Rahmani et al. (2014)								FP		
	Chakraborty et al. (2015)	x	x		x				FP&PSO		
	Wang & Fang (2001)	x			x				FP		
	Wang & Liang (2004)	x	x		x				x	PossP	
	Wang & Liang (2005)	x	x		x				x	PossP	
	Disfuso	Baykasoglu & Gocken (2006)	x							GA&TSA	
Liang (2007)		x			x				x	PossP	
Jamalnia & Soukhakian (2009)		x	x		x				FP&GA		
Sakalli et al. (2010)		x						x		FP	
Baykasoglu & Gocken (2010)		x						x		TSA	
Liang & Cheng (2011)		x	x		x				x	GP	
Sadeghi et al. (2013)		x	x		x					GP	
da Silva & Silva Marins (2014)		x								GP	
Madadi & Wong (2014)		x	x							FP	
Gholamian et al. (2016)		x	x		x		x		x	FP	
Fiasché et al. (2016)		x			x				x	FP	
Chauhan et al. (2017)		x			x					x	FP
Zaidan et al. (2019)					x					FP&SAA&SD	
Mosadegh et al. (2017)		x								FP&GP	
Mahmud et al. (2018)		x	x						x	GA	
Hossain et al. (2018)		x	x						x	PSO&HSA	

		Aungkulanon et al. (2018)	x	x					EKO
		Tirkolae et al. (2019)	x						GP&FP
		Ning et al. (2019)			x				GA&SS
		Goli et al. (2019)							NSGA&MOIWO
		Djordjevic et al. (2019)			x				FP
		Hsieh & Wu (2000)							PossP
		Leung & Wu (2004)	x						SP
		Ganesh & Amoorthy (2005)							GA&SAA
		Wang & Liang (2005)	x	x					PossP
		Leung et al. (2006)	x				x		SP
	Único	Leung et al. (2007)	x	x			x		SP
		Mirzapour Al-e-Hashem et al. (2013)	x		x	X	x	x	SS
		Jamalnia & Feili (2013)	x	x	x			x	S
		Ning et al. (2013)	x						GA&S
		Entezaminia et al. (2016)	x				x		SP
		Makui et al. (2016)	x	x	x	X	x	x	SP
		Zhu et al. (2017)	x		x				SP
		Mirzapour Al-e-Hashem et al. (2012)	x	x	x		x	x	SP&GA
	Múltiple	Jamalnia et al. (2017)	x	x	x				SP
		Biazzi (2018)	x						SS

Fuente: (Cheraghalikhani et al., 2019).

Variables o enfoques importantes: MI, Múltiples Ítems; CL, Características Laborales; GSTD, Grado de Satisfacción del Tomador de Decisiones; CP, Características del Producto; DC, Decisiones de Configuración; MPM, Múltiples Plantas de Manufactura; VTD, Valor Temporal del Dinero; UM, Utilización de Máquinas; CF, Conceptos Financieros; CCS, Conceptos de la Cadena de Suministro; MPML, Mercado de Productos Múltiples.

Técnica aplicada: ACO, Ant Colony Optimization; BDA, Benders Decomposition Algorithm; EA, Evolutionary Algorithm; EKO, Elevator Kinematics Optimization; FP, Fuzzy Programming; GA, Genetic Algorithm; GP, Goal Programming; GOP, Geometric Programming; H, Heuristic; HSA, Harmony Search Algorithm; LDR, Linear Decision Rules; MH, Metaheuristics; MOIWO, Multi-objective Invasive Weed Optimization Algorithm; NN, Neural Network; NSGA, Non-dominated Sorting Genetic Algorithm; ParP, Parametric Programming; PM, Progressive Modeling; PossP, Possibilistic Programming; PSO, Particle Swarm Optimization; S, Simulation; SAA, Simulated Annealing Algorithm; SD, Simplex Downhill; SP, Stochastic Programming; SS, Solver Software (such as Lingo, Lindo, Microsoft Solver and Gams); TSA, Tabu Search Algorithm; VDO, Vibration Damping Optimization.

Anexo 2 Resumen de los métodos de pronóstico.

Tabla 1: Métodos de pronóstico.

Modelo	Patrón de datos	Horizonte de tiempo	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
				No estacionales	Estacionales
Simple	ST, T, S	S	TS	1	
Promedios simples	ST	S	TS	30	
Promedios móviles	ST	S	TS	4-20	
Suavizamiento exponencial	ST	S	TS	2	
Suavizamiento exponencial lineal	T	S	TS	3	
Suavizamiento exponencial cuadrático	T	S	TS	4	
Suavizamiento exponencial estacional	S	S	TS		2xs
Filtración adaptativa	S	S	TS		
Regresión simple	T	I	C	10	
Regresión múltiple	C, S	I	C	10xV	
Descomposición clásica	S	S	TS		5xs
Modelos de tendencia exponencial	T	I, L	TS	10	
Ajuste de la curva	T	I, L	TS	10	
Modelos de Gompertz	T	I, L	TS	10	
Curvas de crecimiento	T	I, L	TS	10	
Census X-12	S	S	TS		6xs
Box-Jenkins	ST, T, C, S	S	TS	24	3xs
Indicadores principales	C	S	C	24	
Modelos econométricos	C	S	C	30	
Regresión múltiple de series de tiempo	T, S	I, L	C		6xs

Fuente: (Hanke & Wichern, 2010).

Patrón de datos: ST, estacionario; T, de tendencia; S, estacional; C, cíclico

Horizonte de tiempo: S, corto plazo (menos de tres meses); I, mediano plazo; L, largo plazo

Tipo de modelo: TS, serie de tiempo; C, causal

Estacional: S, longitud de la estacionalidad

Variable: V, número de variables

Anexo 3 Ventas mensuales totales.

Tabla 1: Ventas mensuales período 2017.

Demanda 2017													
Producto	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	
1 Camisetas manga corta	520	500	600	510	500	840	960	800	860	900	620	520	
2 Calentadores	600	720	600	600	600	480	540	560	520	510	700	610	
3 Camisetas manga larga	840	720	720	960	840	600	400	430	424	424	600	790	
4 Blusas manga larga	330	345	335	390	400	380	350	400	420	380	345	410	
5 Blusas manga corta	445	430	412	398	390	400	400	450	470	430	400	480	

Fuente: Empresa caso de estudio.

Tabla 2: Ventas mensuales período 2018.

Demanda 2018													
Producto	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	
1 Camisetas manga corta	500	620	630	480	520	840	880	900	910	890	540	500	
2 Calentadores	560	530	700	610	630	500	560	520	500	520	600	650	
3 Camisetas manga larga	800	740	810	890	900	520	580	500	510	540	780	820	
4 Blusas manga larga	350	390	375	350	400	390	405	415	460	485	450	470	
5 Blusas manga corta	420	450	440	480	475	400	410	450	480	460	450	490	

Fuente: Empresa caso de estudio.

Tabla 3: Ventas mensuales período 2019.

Demanda 2019													
Producto	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	
1 Camisetas manga corta	500	620	630	480	520	840	880	900	910	890	540	500	
2 Calentadores	560	530	700	610	630	500	560	520	500	520	600	650	
3 Camisetas manga larga	800	740	810	890	900	520	580	500	510	540	780	820	
4 Blusas manga larga	350	390	375	350	400	390	405	415	460	485	450	470	
5 Blusas manga corta	420	450	440	480	475	400	410	450	480	460	450	490	

Fuente: Empresa caso de estudio.

Anexo 4 Series de tiempo de las ventas mensuales totales por SKU.

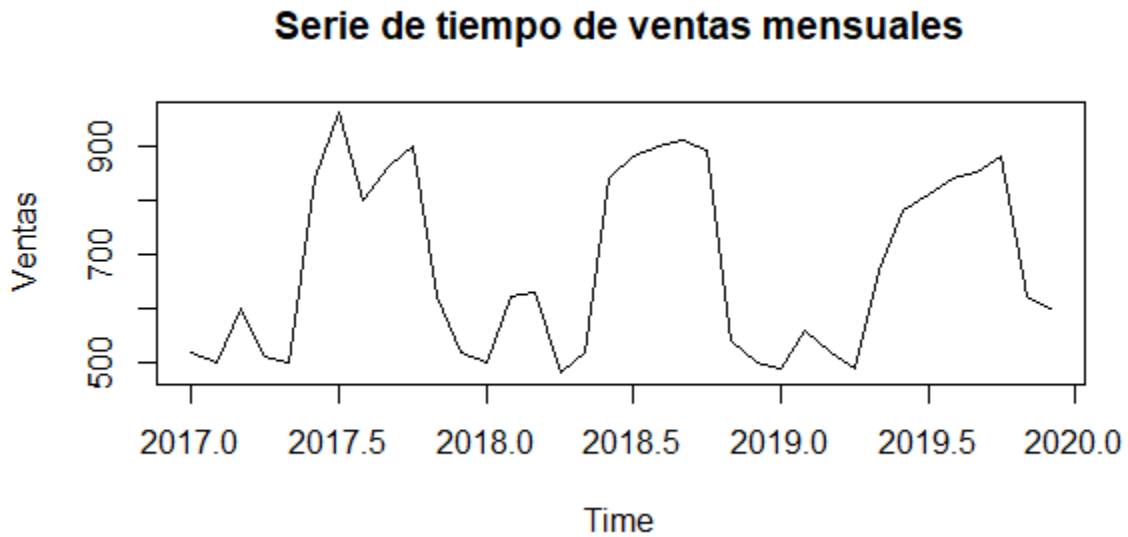


Figura 1: Serie de tiempo de ventas mensuales para camisetas manga corta (SKU1).
Fuente: RStudio.

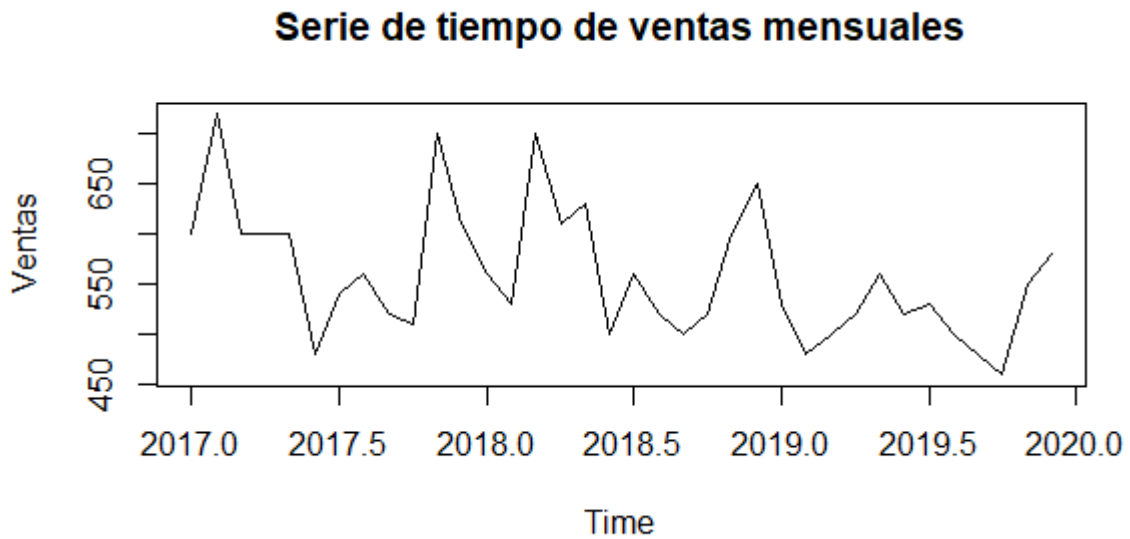


Figura 2: Serie de tiempo de ventas mensuales para calentadores (SKU2).
Fuente: RStudio.

Anexo 4 Serie de tiempo de las ventas mensuales totales por SKU (continuación).

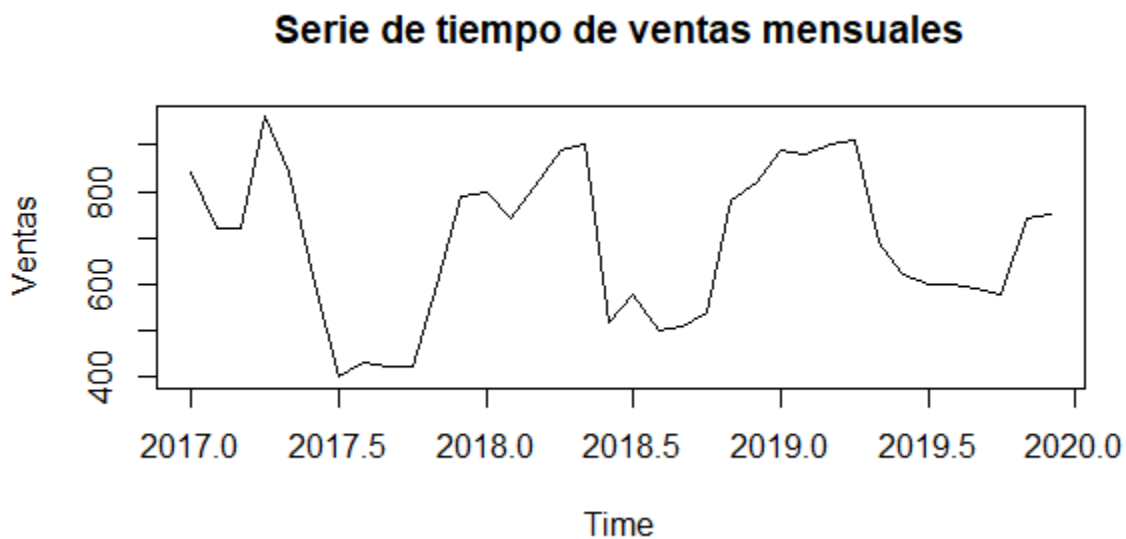


Figura 3: Serie de tiempo de ventas mensuales para camisetas manga larga (SKU3).
Fuente: RStudio.

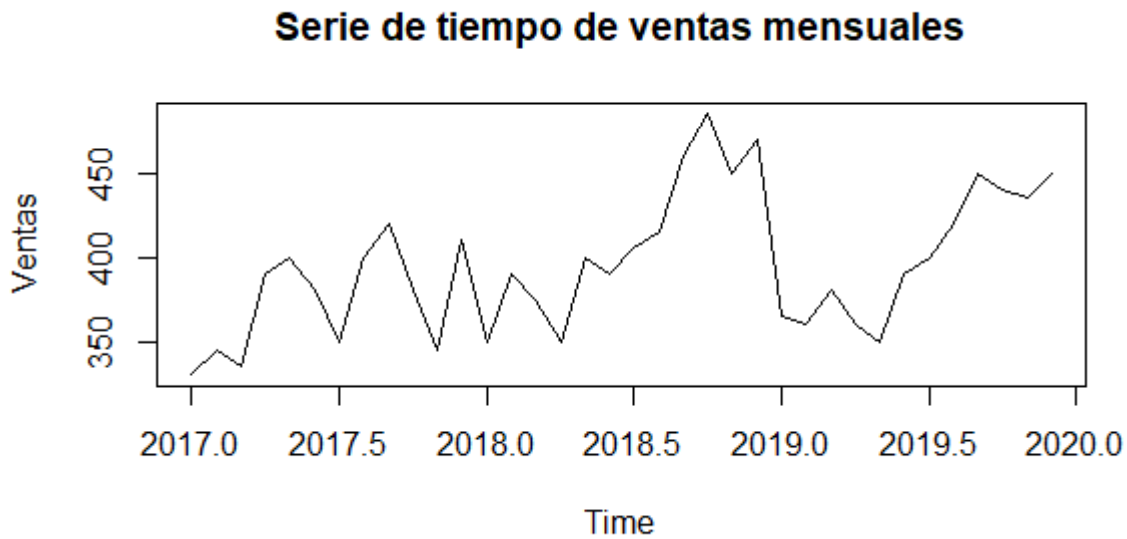


Figura 4: Serie de tiempo de ventas mensuales para blusas manga larga (SKU4).
Fuente: RStudio.

Anexo 4 Serie de tiempo de las ventas mensuales totales por SKU (continuación).

Serie de tiempo de ventas mensuales

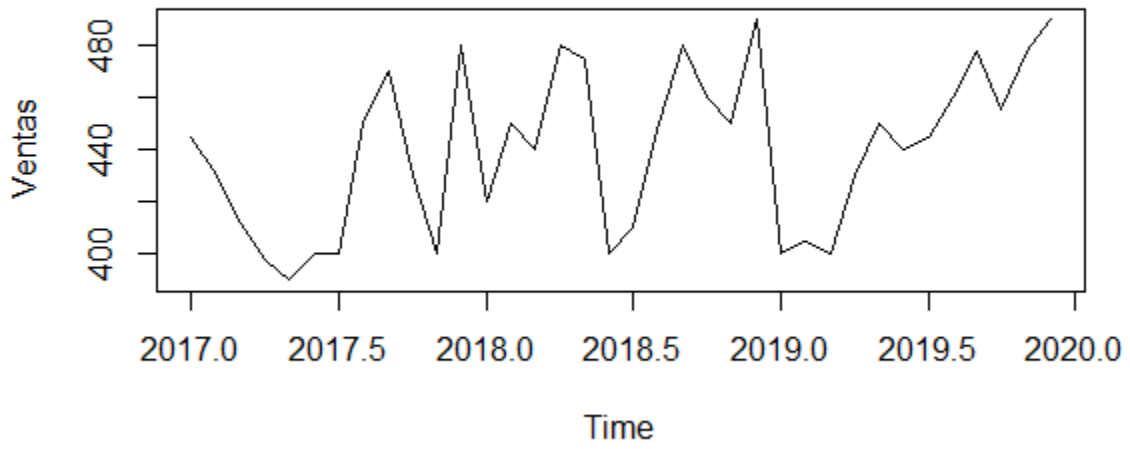
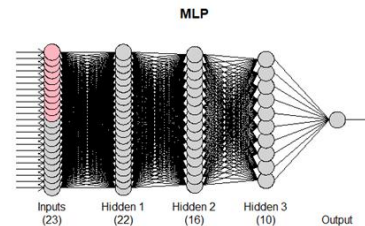
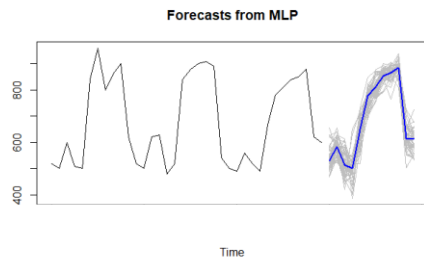


Figura 5: Serie de tiempo de ventas mensuales para blusas manga corta (SKU5).
Fuente: RStudio.

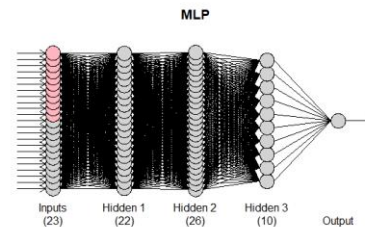
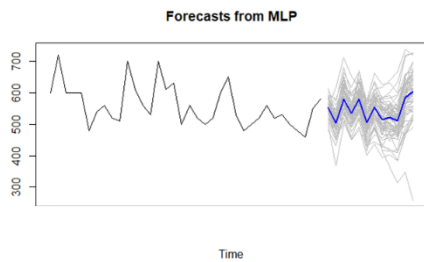
Anexo 5 Pronósticos de series de tiempo.

Tabla 1: *Pronósticos de series de tiempo.*

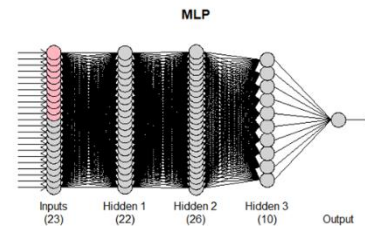
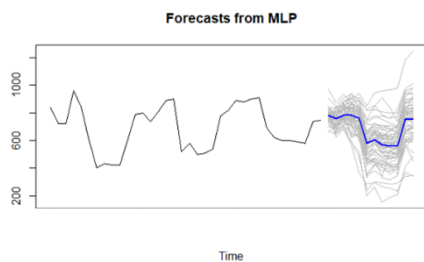
Descripción		Camisetas manga corta				SKU		1			
Capas y nodos ocultos		(22,16,10)				Repeticiones		60			
MSE		0,3198									
Pronósticos											
ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
544	588	521	494	656	771	813	848	862	884	617	600
Pronóstico usando MLP						Estructura de la red					



Descripción		Calentadores				SKU		2			
Capas y nodos ocultos		(22,26,10)				Repeticiones		60			
MSE		0,0032									
Pronósticos											
ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
555	507	565	521	562	494	534	503	497	479	556	587
Pronóstico usando MLP						Estructura de la red					

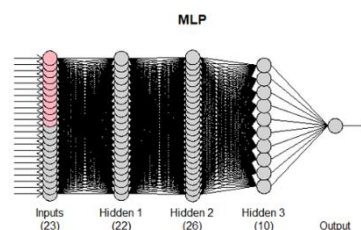
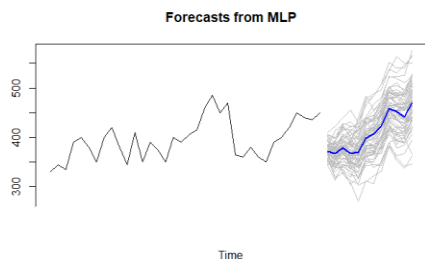


Descripción		Camisetas manga larga				SKU		3			
Capas y nodos ocultos		(22,26,10)				Repeticiones		60			
MSE		0,0661									
Pronósticos											
ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
784	758	784	785	764	579	603	571	558	561	754	761
Pronóstico usando MLP						Estructura de la red					

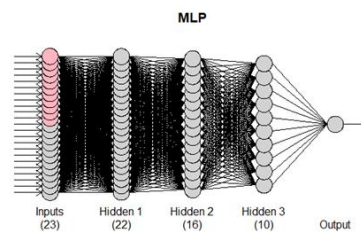
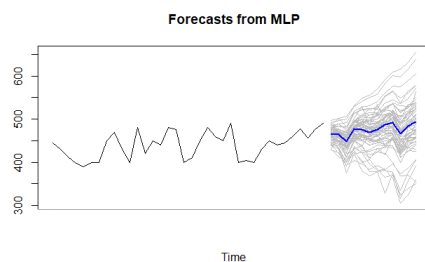


Anexo 5 Pronósticos de series de tiempo (continuación).

Descripción	Blusas manga larga		SKU	4							
Capas y nodos ocultos	(22,26,10)		Repeticiones	60							
MSE	0,0018										
Pronósticos											
ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
373	365	375	368	373	394	402	421	454	452	437	468
Pronóstico usando MLP						Estructura de la red					



Descripción	Blusas manga corta		SKU	5							
Capas y nodos ocultos	(22,16,10)		Repeticiones	60							
MSE	0,0261										
Pronósticos											
ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20	nov-20	dic-20
462	457	445	471	474	468	469	475	486	457	478	488
Pronóstico usando MLP						Estructura de la red					



Fuente: Propia.

Anexo 6 Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO).

Tabla 1: Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo PSO para la familia de productos 1.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	555	507	565	521	562	494	534	503	497	479	556	587	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	555	507	565	521	562	494	534	503	497	479	556	587	
Producción en horas extras (u/m)													
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	316,35	288,99	322,05	296,97	320,34	281,58	304,38	286,71	283,29	273,03	316,92	334,59	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	
Horas M.O. regular reales (h/m)	432	432	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.153,44	1.153,44	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	15.827,76
Variación de mano de obra (obr)	-4,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	600,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)													
Coste horas extra (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Producción subcontratada (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Coste de producción (USD/m)	4.384,50	4.005,30	4.463,50	4.115,90	4.439,80	3.902,60	4.218,60	3.973,70	3.926,30	3.784,10	4.392,40	4.637,30	50.244,00
Coste total (USD)	6.137,94	5.158,74	5.809,18	5.461,58	5.785,48	5.248,28	5.628,36	5.383,46	5.207,90	5.257,94	5.674,00	5.918,90	66.671,76

Fuente: Propia.

Anexo 6 Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO)
(continuación).

Tabla 2: Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo PSO para la familia de productos 2.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	1230	1240	1211	1190	1302	1212	1270	1267	1265	1286	1260	1253	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	1235	1235	1211	1190	1302	1212	1270	1267	1265	1286	1260	1253	
Producción en horas extras (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	444,6	444,6	435,96	428,4	468,72	436,32	457,2	456,12	455,4	462,96	453,6	451,08	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular reales (h/m)	576	576	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.537,92	1.537,92	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	16.596,72
Variación de mano de obra (obr)	-3,00	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	450,00	-	150,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)													
Coste horas extra (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Producción subcontratada (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	0,30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0,30
Coste de producción (USD/m)	5.681,00	5.681,00	5.570,60	5.474,00	5.989,20	5.575,20	5.842,00	5.828,20	5.819,00	5.915,60	5.796,00	5.763,80	68.935,60
Coste total (USD)	7.669,22	7.218,92	7.066,28	6.819,68	7.334,88	6.920,88	7.251,76	7.237,96	7.100,60	7.389,44	7.077,60	7.045,40	86.132,62

Fuente: Propia.

Anexo 6 Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO)
(continuación).

Tabla 3: Plan Agregado de Producción optimizado a través del algoritmo PSO para la familia de productos 3.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	794	782	781	797	805	821	830	854	897	869	873	913	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	794	782	781	797	805	821	830	854	897	869	873	913	
Producción en horas extras (u/m)													
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	269,96	265,88	265,54	270,98	273,7	279,14	282,2	290,36	304,98	295,46	296,82	310,42	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
Horas M.O. regular reales (h/m)	432	432	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.153,44	1.153,44	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	15.827,76
Variación de mano de obra (obr)	-4,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	600,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)													
Coste horas extra (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Producción subcontratada (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Coste de producción (USD/m)	4.367,00	4.301,00	4.295,50	4.383,50	4.427,50	4.515,50	4.565,00	4.697,00	4.933,50	4.779,50	4.801,50	5.021,50	55.088,00
Coste total (USD)	6.120,44	5.454,44	5.641,18	5.729,18	5.773,18	5.861,18	5.974,76	6.106,76	6.215,10	6.253,34	6.083,10	6.303,10	71.515,76

Fuente: Propia.

Anexo 7 Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa.

Tabla 1: Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa para la familia de productos 1.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	555	507	565	521	562	494	534	503	497	479	556	587	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	468	468	530	530	530	530	530	530	520	530	520	520	
Producción en horas extras (u/m)	62	62							10		10	10	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	266,76	266,76	302,1	302,1	302,1	302,1	302,1	302,1	296,4	302,1	296,4	296,4	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
Horas M.O. regular reales (h/m)	432	432	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.153,44	1.153,44	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	15.827,76
Variación de mano de obra (obr)	-4,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	600,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)	35,34	35,34	0	0	0	0	0	0	5,7	0	5,7	5,7	
Coste horas extra (USD/m)	140,65	140,65	-	-	-	-	-	-	22,69	-	22,69	22,69	349,36
Producción subcontratada (u/m)													
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	-25	-2	-37	-28	-60	-24	-28	-1	32	83	57	0	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	262,50	21,00	388,50	294,00	630,00	252,00	294,00	10,50	1,92	4,98	3,42	-	2.162,82
Coste de producción (USD/m)	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	4.187,00	50.244,00
Coste total (USD)	6.343,59	5.502,09	5.921,18	5.826,68	6.162,68	5.784,68	5.890,76	5.607,26	5.493,21	5.665,82	5.494,71	5.491,29	69.183,94

Fuente: Propia.

Anexo 7 Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa (continuación).

Tabla 2: Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa para la familia de productos 2.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	1230	1240	1211	1190	1302	1212	1270	1267	1265	1286	1260	1253	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	1220	1220	1249	1249	1249	1249	1249	1249	1220	1249	1220	1220	
Producción en horas extras (u/m)	10	20							29		28	28	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	439,2	439,2	449,64	449,64	449,64	449,64	449,64	449,64	439,2	449,64	439,2	439,2	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular reales (h/m)	576	576	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.537,92	1.537,92	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	16.596,72
Variación de mano de obra (obr)	-3,00	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	450,00	-	150,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)	3,6	7,2	0	0	0	0	0	0	10,44	0	10,08	10,08	
Coste horas extra (USD/m)	14,33	28,66	-	-	-	-	-	-	41,55	-	40,12	40,12	164,77
Producción subcontratada (u/m)													
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	0	0	38	97	44	81	60	42	26	-11	-23	-28	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	-	-	2,28	5,82	2,64	4,86	3,60	2,52	1,56	115,50	241,50	294,00	674,28
Coste de producción (USD/m)	5.658,00	5.704,00	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.745,40	5.740,80	5.740,80	68.806,80
Coste total (USD)	7.660,25	7.270,58	7.243,36	7.096,90	7.093,72	7.095,94	7.158,76	7.157,68	7.070,11	7.334,74	7.304,02	7.356,52	86.842,57

Fuente: Propia.

Anexo 7 Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa (continuación).

Tabla 3: Plan Agregado de Producción desarrollado a partir de la técnica alternativa para la familia de productos 3.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Costo total
Plan de necesidades de producción (u/m)	794	782	781	797	805	821	830	854	897	869	873	913	
Días productivos (d/m)	18	18	21	21	21	21	22	22	20	23	20	20	
Producción regular (u/m)	738	738	835	835	835	835	835	835	820	834	820	820	
Producción en horas extras (u/m)	97	97							14		14	14	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	250,92	250,92	283,9	283,9	283,9	283,9	283,9	283,9	278,8	283,56	278,8	278,8	
Cant. De trabajadores necesarios (obr/m)	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	
Horas M.O. regular reales (h/m)	432	432	504	504	504	504	528	528	480	552	480	480	
Cant. De trabajadores reales (obr/m)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	
Horas M.O. regular necesarias (h/m)	1.153,44	1.153,44	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.345,68	1.409,76	1.409,76	1.281,60	1.473,84	1.281,60	1.281,60	15.827,76
Variación de mano de obra (obr)	-4,00	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Coste de contrataciones y despidos (USD/m)	600,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	600,00
Horas extra (h/m)	32,98	32,98	0	0	0	0	0	0	4,76	0	4,76	4,76	
Coste horas extra (USD/m)	131,26	131,26	-	-	-	-	-	-	18,94	-	18,94	18,94	319,36
Producción subcontratada (u/m)													
Coste de subcontratación (USD/m)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Inventario final (u/m)	41	94	148	186	216	230	235	216	153	118	79	0	
Coste de posesión y escasez (USD/m)	2,46	5,64	8,88	11,16	12,96	13,80	14,10	12,96	9,18	7,08	4,74	-	102,96
Coste de producción (USD/m)	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.592,50	4.587,00	4.587,00	4.587,00	4.587,00	55.088,00
Coste total (USD)	6.479,66	5.882,84	5.947,06	5.949,34	5.951,14	5.951,98	6.016,36	6.015,22	5.896,72	6.067,92	5.892,28	5.887,54	71.938,08

Fuente: Propia.

Anexo 8 Cálculo del nivel de servicio para el año 2019.

Tabla 1: Niveles de servicio alcanzados durante el año 2019.

	Período	ene-19	feb-19	mar-19	abr-19	may-19	jun-19	jul-19	ago-19	sep-19	oct-19	nov-19	dic-19
Familia 1	Producido	530	480	500	520	560	520	530	500	480	460	550	580
	Planificado	579	557	638	646	628	544	559	535	518	510	570	624
	Fallos	-49	-77	-138	-126	-68	-24	-29	-35	-38	-50	-20	-44
	Nivel de servicio	91,54%	86,18%	78,37%	80,50%	89,17%	95,59%	94,81%	93,46%	92,66%	90,20%	96,49%	92,95%
Familia 2	Producido	1292	1339	1327	1312	1240	1260	1265	1289	1287	1302	1249	1242
	Planificado	1256	1321	1375	1325	1349	1261	1372	1317	1326	1341	1282	1271
	Fallos	36	18	-48	-13	-109	-1	-107	-28	-39	-39	-33	-29
	Nivel de servicio	100,00%	100,00%	96,51%	99,02%	91,92%	99,92%	92,20%	97,87%	97,06%	97,09%	97,43%	97,72%
Familia 3	Producido	730	729	745	752	760	791	806	839	886	856	871	897
	Planificado	889	902	923	942	984	940	961	988	1009	1009	993	1051
	Fallos	-159	-173	-178	-190	-224	-149	-155	-149	-123	-153	-122	-154
	Nivel de servicio	82,11%	80,82%	80,72%	79,83%	77,24%	84,15%	83,87%	84,92%	87,81%	84,84%	87,71%	85,35%

Fuente: Propia.