

Facultad de Ingeniería INGENIERÍA INDUSTRIAL

Trabajo de Grado – Primer Semestre 2019

Trabajo de grado en modalidad de aplicación

[183026] Diseño de metodología para la conformación y secuenciación de lotes no idénticos en máquinas paralelas en una empresa de vidrios de seguridad

Jair Eduardo Niño Parada^{a,c}, Daniel Ortiz Tovar^{a,c}, Alejandro Victoria Perdomo^{a,c}, Leonardo Esteban Vidal Ruiz^{a,c},

Mohamed Rabie Nait-Abdallah^{b,c}, Carlos Eduardo Montoya Casas^{b,c}

^aEstudiante de Ingeniería Industrial ^bProfesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial ^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Resumen de diseño en Ingeniería

Scheduling is one of the most important short-term strategies to improve the use of resources of a company. This application in American Glass Products (AGP) Colombia, a safety glass manufacturing which in the searching of a better solution to their complex NP-hard schedule of their products in the critical work station of the production line, converged in the design of a technique to generate a schedule of jobs whose availability are not equal in batches with variable size and asign them in a unrelated parallel batch processing machines with sequence-dependent setup times to minimize the average tardiness and evaluate other indicators of interest of the company. It has been found that this production environment does not have many studies associated.

In this way, it was necessary the characterization of the times throughout the production for the products to define the release times of them to the station under study in order to comprehend their probabilistic distribution and generate the deterministic parameters to develop a Genetic Algorithm (GA) based in a dynamic dispatch rule for the resolution of the problem taking into account the interaction between the batches conformation and the scheduling of them. Its performance is evaluated with the actual method of the company. The results showed that the proposed algorithm improves the main indicators. However, the variability of the distribution and his effect in the scheduling generated the need of evaluate the solution in a stochastic context. In consequence, the results exposed the importance of take actions in the previous stations to decrease the dispersion and impact directly in the main problem.

Palabras claves: Máquinas paralelas no idénticas, lotes distintos, programación de la producción, NP-hard.

1. Justificación y planteamiento del problema

La industria del vidrio ha tenido un gran auge a nivel mundial. Dentro de las variantes de este producto se encuentra la industria de vidrios blindados para el sector automotriz. Este mercado genera alrededor de 85 mil millones de dólares en ganancias anualmente [1].

En Colombia, según datos del departamento nacional de planeación, se exportaron aproximadamente 24 millones de dólares en el 2017; se produjeron cerca de 829 mil millones de pesos en valor en fábrica y se generaron 3628 empleos en el año 2016 [2]. En los últimos años, se ha visto una creciente demanda de vidrios blindados en Colombia [1], lo que implica mayor participación por parte de empresas involucradas en este sector.

El presente trabajo se desarrolló en American Glass Products (AGP). Esta empresa de origen Peruano, produce vidrios de seguridad para el sector automotriz, naval y militar. Con más de 500 clientes en 50 países, AGP cuenta con cuatro (4) plantas de producción, localizadas en Perú, Brasil y Colombia [3]. Esta última produce alrededor de 6 mil piezas de vidrio al año, contando además con un laboratorio de investigación balístico especializado [4].

Según Armor International, blindar un vehículo en Colombia puede tener un ahorro de hasta el 50% comparado con competidores localizados en Europa o Estados Unidos. La trayectoria de AGP Colombia y su aumento de clientes reflejado en un crecimiento del 15% anual en sus ventas, evidencia el liderazgo a nivel mundial con una participación de mercado del 25% [5].

En la planta de producción de AGP Colombia, los productos pasan por un proceso productivo llamado "Bloque Plano". Éste se constituye por una serie de estaciones como se observa en el Diagrama 1, en la estación de corte, láminas de vidrio denominados "lites" son cortados de acuerdo con una programación hecha a partir de pedidos. Cada una de las piezas está compuesta por un número determinado de "lites", dependiendo del nivel de blindaje y/o referencia.

Posteriormente, en la estación de mecanizado, los "lites" son sometidos a un proceso para darle una forma y tamaño más preciso hasta llegar a las dimensiones requeridas. De igual forma, se eliminan las imperfecciones generadas en el proceso de corte.

En la estación de serigrafía, los "lites" exteriores de cada pieza son sometidos a un proceso donde reciben los tintes y/o marcas que los identifican como vidrios de la empresa, además de adicionar propiedades para la durabilidad y/o resistencia.

En la estación de vitrificado, a todos los "lites" se les aplica un procedimiento con el fin de proteger el material, ya que los vidrios estarán expuestos a diferentes cambios de temperatura que pueden ocasionar deterioros físicos y estéticos.

Por último, en la estación de empalme, se unen los "lites" requeridos para conformar cada una de las piezas y ser enviadas posteriormente a la estación de curvado. Es importante resaltar que cada una de las piezas tiene una secuencia de empalme definida, y, sólo se puede hacer el empalme de esta, una vez todos los "lites" de la pieza hayan llegado a esta estación.

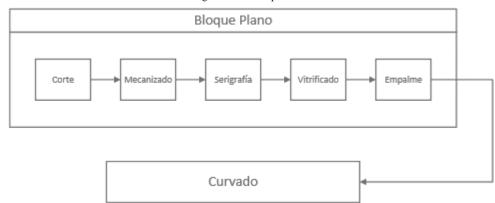


Figura 1: Proceso productivo de AGP

Fuente: Construcción propia.

Actualmente, según datos suministrados por la empresa, el "Bloque Plano" presenta aproximadamente variabilidad por encima del 70% en los tiempos de llegada de los "lites" en sus estaciones. Esto es causado por contingencias y reprocesos a lo largo del mismo. Además, existe dificultad para la obtención de la información

correspondiente a los tiempos de transporte y procesamiento de los "lites" debido a su variabilidad y falta de trazabilidad a lo largo del "Bloque Plano".

AGP Colombia ha manifestado interés en enfocar el presente trabajo en la estación de curvado, el cual se realiza mediante el horneado de piezas empalmadas solicitadas mediante pedidos. Se ha encontrado que es posible que a lo largo del "*Bloque Plano*" se realicen variaciones en la secuencia de la programación realizada en corte a criterio de los operarios, sin que se pueda tener control sobre estas variaciones.

En la estación de curvado, las piezas se agrupan en lotes al inicio de este proceso. Los lotes se forman de acuerdo con características de las piezas que determinan si son compatibles. Actualmente la constitución de estos se efectúa según la experiencia de los operarios

Posteriormente, cada lote debe ser asignado a un horno dependiendo de sus características. Se manejan 7 hornos para ello: 4 hornos independientes con una sola cabina de procesamiento y 3 hornos de cabinas dependientes con más de una cabina de procesamiento.

Piezas de vidrio

Lote 3

Lote 1

Horno independiente

Figura 2: Representación del proceso de curvado

Fuente: Construcción propia.

Para cada uno de los hornos, existe un tiempo de procesamiento asociado a las características de cada lote. Además, existe un tiempo de alistamiento que depende del lote que previamente esté procesándose. Actualmente el proceso de curvado tiene 2 problemas fundamentales, expresados por AGP:

- 1. La conformación de lotes y la secuenciación de estos se está haciendo de forma manual. AGP presenta inquietudes sobre si la forma en que actualmente esto se está realizando afecta el cumplimiento de los indicadores y si existe una oportunidad de mejora allí.
- 2. Ellos consideran que su promesa de entrega de servicio, es decir el cumplimiento de pedidos, no es la esperada. Un aspecto que se debe tener en cuenta es que el tipo de producto que se produce en AGP debe ser entregado al cliente en el plazo estipulado, ya que este garantiza la seguridad de las personas que pueden estar o no, en un riesgo contra su vida. Por esta razón, se requiere una mejora en el proceso productivo de la compañía con el fin de alcanzar este objetivo planteado de cara a la satisfacción y seguridad del cliente.

Existe poca literatura relacionada con este problema [6], por lo tanto, la aplicación de este trabajo podría aportar a la investigación en este campo. De esta manera se pretende dar respuesta a las siguientes preguntas:

- ¿Cómo definir la conformación de los lotes y posterior programación de estos para mejorar el cumplimiento de los indicadores de interés de AGP?
- ¿Cómo se ve afectada la calidad de las soluciones bajo distintos casos de variabilidad en el bloque plano?

2. Antecedentes

Para comprender el problema planteado, es necesario diferenciarlo de acuerdo con los estudios de diferentes autores que han investigado e implementado metodologías en un proceso productivo con características similares, es decir, temas relacionados a la programación de máquinas paralelas no idénticas y programación de la producción mediante la conformación de lotes con tamaños distintos. A continuación, se presentan los estudios abordados por diferentes autores en ambientes de manufactura análogos.

2.1. Ambiente de máquinas paralelas no idénticas para una estación

Se entiende como máquinas paralelas no idénticas a aquellas cuyos tiempos de procesamiento son distintos. Existen pocos artículos que planteen una técnica de resolución de problemas relacionados con la secuenciación de lotes, aunque sea un problema común en la industria [6]. En los años 80, Lenstra asevera la dificultad en los intentos de solución para el caso con máquinas idénticas, planteando así un algoritmo multinomial que minimice el Makespan de q trabajos en p máquinas cuyos tiempos de procesamiento son distintos. Este algoritmo arroja resultados cercanos al doble del valor óptimo [7].

Considerando que este ambiente de manufactura se clasifica con una complejidad del tipo NP-Hard [8], [9], la tabla 1 muestra algunas metodologías propuestas en los últimos 15 años para resolver diferentes escenarios en tiempos computacionales razonables, considerando el problema sin tener en cuenta tiempos de alistamiento:

Tabla 1. Literatura revisada para máquinas paralelas no idénticas

Tabia 1. Efteratura revisada para maquinas paraieras no identicas		
Autor Características		
I :[10]	Minimización del Makespan en un algoritmo de dos fases basadas en heurísticas, una heurística para la minimización de	
Lin[10]	los tiempos de finalización promedios y otras dos heurísticas para la minimización de la tardanza total ponderada.	
Balin[6]	Minimización del Makespan utilizando un algoritmo genético con un nuevo operador para la etapa de cruce y nuevos criterios de optimización.	
Biskup[11]	Propuesta de varias heurísticas para la minimización de la tardanza total para un máximo de treinta (30) trabajos.	

Adicionalmente, este problema debe contemplarse con tiempos de alistamiento que dependan de la secuencia para las máquinas, debido a que los hornos de la estación de curvado integran este parámetro. La tabla 2 reseña los diferentes autores que han hecho investigación en este tema:

Tabla 2. Literatura revisada para máquinas paralelas no idénticas con tiempos de alistamiento dependientes de la secuencia.

Autor	Características		
Raja[12]	Minimización de la tardanza asociada a fechas de entrega propone como método de solución la implementación de u algoritmo genético utilizando un nuevo operador genético e la etapa de cruce.		
Chen[13]	Minimización del número promedio de trabajos tardíos utilizando metaheurísticas híbridas que mejoran las soluciones iniciales basadas en algoritmos como búsqueda local o búsqueda tabú.		
Zeidi[14]	Minimización de la tardanza mediante la implementación de un algoritmo genético simple hibridizado con un algoritmo de recocido simulado (SA) como búsqueda local para la solución.		

2.2. Ambiente de programación de la producción mediante conformación de lotes para una estación

Lee[15] consideró qué productos distintos podían ser agrupados en lotes, conllevando a que el tiempo de procesamiento del lote dependiera de los productos que contuviera al mismo. A su vez, Uzsoy [16] probó que este tipo de problemas son considerados Np-hard, sugiriendo heurísticas que permitieran obtener resultados cercanos al óptimo en tiempos computacionales razonables.

Considerando que el tamaño de los lotes que serán procesados en la estación de curvado puede ser diferentes, la tabla 3 reseña la investigación de diferentes autores para la programación de la producción para máquinas paralelas de lotes con dimensiones distintas:

Tabla 3. Literatura revisada para programación de la producción con lotes de tamaños diferentes

Autor	Características	
	Minimización del Makespan utilizando un algoritmo llamado	
Jia, y Leung[17]	ASM, el cuál trata al problema como dos subprogramas	
Jia, y Leung[17]	independientes. Propone asignar los trabajos a las máquinas	
	antes de ser agrupados en lotes.	
	Algoritmo bi-objetivo que minimiza el Makespan y la	
	tardanza máxima mediante un algoritmo basado en la	
Xu, Chen y Li[18]	optimización de una colonia de hormigas multiobjetivo,	
	llamado sistema de colonia de hormigas basado	
	en Pareto (PACS).	
	Minimización del Makespan mediante programación entera	
Chung[15]	lineal mixta (MILP), teniendo en cuenta tiempos de llegada	
	distintos en máquinas paralelas idénticas.	

2.3. Ambiente de máquinas paralelas no idénticas para una estación

La programación de la producción de lotes no idénticos en máquinas paralelas no relacionadas es un problema que ha recibido bastante atención en muchos sectores de la industria desde hace varios años[19]. En la tabla 4 se puede observar varios autores que han tratado el problema conjunto:

Tabla 4. Literatura revisada para programación de la producción con lotes de tamaños diferentes en MPNI con tiempos de alistamiento dependientes de la secuencia.

Autor	Características
	Heurística basada en dos fases. La primera de ellas se basaba
	en el uso de MILP (Programación Lineal Entera Mixta) para
	la formación de los lotes. La segunda fase usaba una
Lozano y Medaglia[20]	heurística GRASP para la secuenciación de los lotes en cada
Lozano y Medagna[20]	una de las máquinas. La función objetivo consideraba dos
	criterios de optimización: maximizar la utilización de las
	máquinas paralelas y minimizar la demora con respecto a la
	fecha límite de cada lote.
	Heurísticas basadas en reglas de asignación según los tiempos
Arroyo y Leung[21]	de disponibilidad de los trabajos utilizando
Alloyo y Leulig[21]	programación entera mixta. Se presentó una cota inferior para
	evaluar la calidad de las heurísticas.
	Ant Colony Optimization (ACO) para minimizar
Jean-Paul Arnaout[22]	el Makespan. Se hizo una comparación entre las soluciones
	encontradas con búsqueda tabú y otros algoritmos. El ACO
	obtuvo un mejor desempeño.

	Algoritmo genético como técnica de resolución para el
M D-1:[22]	problema de formación de lotes para un problema de
M. Babaei[23]	programación de la producción en un ambiente de
	manufactura flow shop.
	Algoritmo genético con llaves aleatorias para la minimización
	del makespan en un ambiente de máquinas paralelas distintas
7hau[24]	para lotes con tamaño y tiempos de llegada diferentes. En su
Zhou[24]	población el 80% de los cromosomas son producto del cruce,
	10% son cromosomas de la población actual y 10%
	cromosomas generados aleatoriamente.

Se evidencia que, dentro de la literatura encontrada, a pesar de tener ciertas similitudes con el problema a resolver, ningún autor contempla todas las características de este. Particularmente, Babaei[23] trabaja el problema en un ambiente Flow-Shop, Arnaout[22] y Zhou[24] no contemplan la decisión de la formación de lotes y Arroyo y Leung[21] no tienen en cuenta los tiempos de alistamiento dependientes de la secuencia. Ahora bien, aunque Lozano[20]contempla el mismo ambiente de manufactura del problema, no tiene en cuenta características como el tiempo de alistamiento o la dimensión del molde que contiene las piezas, así como la omisión de ciertas máquinas en la resolución del problema.

3. Objetivos

Diseñar una metodología de solución para la conformación de lotes y la secuenciación de estos en un ambiente de máquinas paralelas no idénticas con tiempos de alistamiento dependientes de la secuencia minimizando la tardanza promedio.

- Caracterizar el comportamiento de los tiempos de procesamiento de las piezas en cada una de las estaciones del bloque plano, con el fin de determinar el impacto en los tiempos de llegada de las piezas a la estación de curvado.
- Diseñar una metodología de solución basada en una heurística y/o metaheurística que contemple la interacción entre la conformación de lotes y la secuenciación de estos en el ambiente de manufactura identificado para la estación de curvado, asumiendo tiempos de disponibilidad como determinísticos.
- Evaluar la calidad de la solución de la técnica propuesta mediante indicadores de desempeño de interés para AGP tales como la tardanza promedio, el tiempo promedio de procesamiento de las piezas y la utilización de los hornos.
- Evaluar el impacto de la variabilidad de los tiempos de procesamiento del bloque plano sobre la estación de curvado, mediante simulaciones en un ambiente estocástico.

4. Cuerpo del documento

4.1 Caracterización del proceso

En primer lugar, se analizó el comportamiento de los tiempos de procesamiento de las piezas en cada una de las estaciones del bloque plano (corte, mecanizado, serigrafía, vitrificado y empalme) con el fin de determinar la magnitud de la variabilidad y que tanto influye en el proceso final. Para esto, es necesario explicar detalladamente todo el proceso. A continuación, se presenta el flujograma del proceso de la estación de bloque plano.

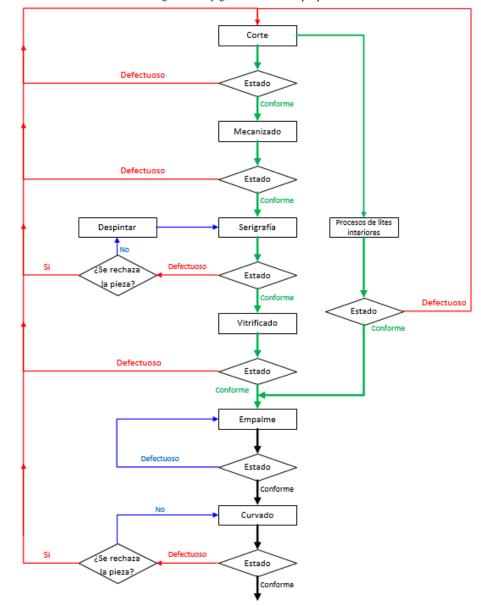


Figura 3. Flujograma del área bloque plano

Fuente: Construcción propia.

Donde:

- Las líneas color verde corresponden a un flujo de lites, es decir que las lites correspondientes a una pieza no necesariamente avanzan por las estaciones al mismo tiempo.
- Las líneas color negro corresponden a un flujo de piezas, es decir las lites correspondientes a una pieza ya fueron correctamente empalmados y formaron una única pieza que avanza por las siguientes estaciones.
- Las líneas color azul corresponden a un reproceso, donde las piezas y/o lites no se dañan por completo y es posible volver a la estación inmediatamente anterior para terminar la operación.

 Las líneas color rojo corresponden a un rechazo, donde las piezas y/o lites se dañan por completo y es necesario volver al área de curvado para iniciar nuevamente el proceso.

Con el fin de obtener distribuciones de probabilidad que se ajustaran a los tiempos de proceso en la estación del bloque plano y eliminar ruido, se segmentaron las piezas según su clase (posterior, parabrisa, lateral) y nivel en varios grupos que se denominarán *tipo pieza*. La segmentación se realizó de la siguiente manera para cada clase: piezas de niveles 1 a 4, piezas de nivel 5 y piezas de nivel 7, para obtener un total de 9 elementos en el conjunto *tipo pieza* mostrado en el siguiente apartado.

4.1.1 Tiempos de Arribo

Debido a que el tiempo de llegada de las piezas depende de la duración que tienen en el bloque plano, y teniendo en cuenta que este proceso tiene una alta variabilidad, se asociaron los tiempos entre estaciones a distribuciones de probabilidad para tener una estimación de los tiempos de llegada de las piezas a curvado. Con el fin de obtener distribuciones de probabilidad que se ajustaran a los tiempos de proceso en la estación del bloque plano y eliminar ruido, se segmentaron las piezas según su clase (posterior, parabrisa, lateral) y nivel en varios grupos que se denominarán *tipo pieza*. La segmentación se realizó de la siguiente manera para cada clase: piezas de niveles 1 a 4, piezas de nivel 5 y piezas de nivel 7, para obtener un total de 9 elementos en el conjunto *tipo pieza* mostrado en el apartado siguiente.

Para determinar estas distribuciones, fue necesario crear gráficas de la segmentación de los datos. Luego, se plantearon pruebas de hipótesis para saber a qué distribución se asocian los datos de cada segmentación.

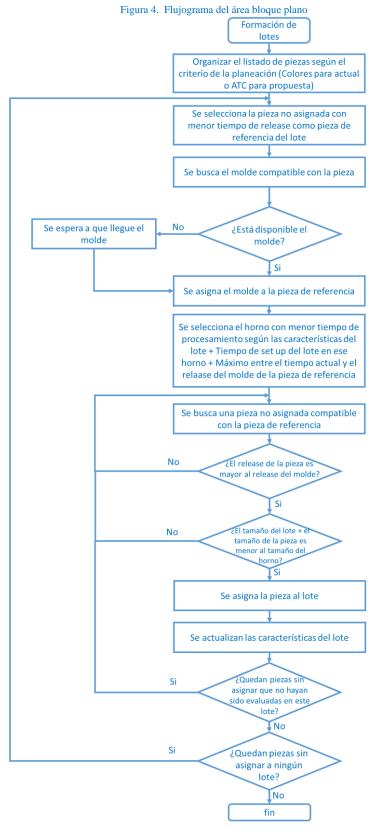
Para concluir sobre las hipótesis se utilizó el programa *Flexsim*. Para seleccionar la distribución más acertada a la problemática se miraron los resultados de la distribución Lognormal, ya que, esta realiza ajustes más apropiados para modelar los datos obtenidos que otras distribuciones como la Exponencial, Weibull o la Gamma[26]. Las pruebas se encuentran en el *Anexo 1*.

Para concluir sobre las hipótesis se utilizó el programa *Flexsim*. Las pruebas se encuentran en el *Anexo 1*. Es necesario tener en cuenta el tiempo en el que se cortó la pieza que es el momento en el que empieza a ser procesada. De esta forma el tiempo de llegada está dado por la siguiente fórmula:

4.2 Método de solución

Dentro de la metodología de solución, se evalúa el problema mediante dos etapas diferentes: planeación y ejecución. La primera, correspondiente a la planeación, en donde se consideran los tiempos de arribo de las piezas provenientes de la estación del bloque plano como un parámetro determinístico, definidos por el valor esperado de la pieza según su distribución de probabilidad. En esta planeación, se evalúan las dos metodologías, la actual que está determinada por cómo se realiza en la empresa basada en información suministrada por esta y la propuesta hecha por los autores.

En planeación se toman en cuenta dos decisiones fundamentales de la estación de curvado: La forma en la que se forman los lotes a partir de las piezas y la secuencia en la que irán los lotes en cada horno, lo cual se puede observar en la figura 4. Cada una de estas decisiones tienen restricciones asociadas que se tuvieron en cuenta a la hora de modelar el problema en la etapa de planeación.



Fuente: Construcción propia.

En la segunda etapa, denominada ejecución, se simula bajo un enfoque estocástico con base en las planeaciones mencionadas anteriormente. En esta, los tiempos de arribo de las piezas provenientes del bloque plano están determinados por la función de distribución de probabilidad de cada tipo de pieza. Esta ejecución se modela bajo la lógica de cómo los operarios hacen los lotes y los secuencian en la estación de curvado, por otra parte, los demás escenarios corresponden a propuestas de ejecución realizadas por los autores. Se debe tener en cuenta que en la ejecución se cambia la secuencia antes planeada recurriendo en una reprogramación. Es decir, si un lote estaba programado para entrar de segundo a un horno, pero el lote que lo precede aún no está disponible, este iniciará a ser procesado.

Según esto, un análisis comparando la metodología con la cual se realiza actualmente la programación de la producción y la metodología propuesta por los autores, permitirá comprobar hasta qué punto existe una posibilidad de mejora de los indicadores de interés entrando a modificar la programación en el área de curvado. Así mismo, se mostrará la forma en la que se evaluó la variabilidad causada en el bloque plano y su impacto sobre el proceso de curvado.

4.2.1 Indicadores

A continuación, se presentan los indicadores más importantes para la empresa, bajo los cuales se medirá el impacto de la solución propuesta con respecto a la actual.

- 1. Makespan
- 2. Tardanza
- 3. Espacio ocupado de volumen por horno
- 4. Tiempo requerido para el procesamiento de las piezas

4.2.1.1 Indicador Makespan

El makespan es uno de los indicadores más importantes para la organización, ya que indica, el tiempo máximo de terminación de todos los lotes. Es decir que, de todos los lotes procesados, se va a tomar el que tenga el máximo tiempo de terminación.

4.2.1.2 Indicador de Tardanza

Este indicador está relacionado con el tiempo o cumplimiento de la fecha estipulada por la empresa al cliente. Se tiene en cuenta que, al ser un producto de seguridad, la principal característica es que no puede haber un incumplimiento de la fecha por parte de la organización. Por tal motivo, es necesario terminar los trabajos antes de su fecha de entrega al cliente, ya que, en caso contrario se denominaría trabajo tardío.

4.2.1.3 Tiempo requerido para el procesamiento de las piezas

Este indicador determina el tiempo de uso que necesitan los hornos en 3 turnos para procesar una cantidad de lotes en este intervalo de tiempo.

4.2.1.4 Espacio ocupado de volumen por horno

Este indicador muestra el espacio del horno que está siendo ocupado en términos de volumen por el lote que se va a procesar en cada una de las instancias.

Ejemplo,

Como se puede observar en la figura 5, el horno tiene una capacidad para procesar como máximo la suma de las 3 piezas que aparecen en los diferentes colores.

Pieza 1

Pieza 2

Pieza 3

Figura 5. Ejemplo capacidad del horno

Fuente: Construcción propia.

Como lo muestra la imagen, al procesar ese lote en particular (3 piezas de contenido), el indicador tiene un valor de 100%, ya que, se está utilizando toda el espacio o capacidad que tiene este horno en específico (existen diferentes hornos con diferentes medidas).

Este indicador muestra el espacio acumulado ocupado por cada horno. Esta medida es importante debido a que la empresa busca maximizar este indicador con el objetivo de introducir la mayor cantidad de piezas en un horno utilizando el mayor espacio posible.

4.3 Planeación

4.3.1 Planeación AGP Colombia

En AGP Colombia se realiza la planeación iniciando con la asignación de piezas a los lotes según una regla basada en colores, en la que cada color tiene un grado de prioridad según su fecha de entrega y el tiempo que lleva en el proceso. En este sentido, AGP Colombia tiene una regla de despacho EDD (Earliest Due Date), donde se procesa el lote más cercano a su fecha de entrega.

Al momento de realizar la programación de los lotes asignados, se tuvo en cuenta un segundo criterio: maximizar el espacio ocupado por horno. De esta forma, cada vez que un lote tenga un porcentaje de utilización bajo, se procederá a aumentarlo agregando más piezas al lote o asignándolo a un horno que tenga un menor espacio.

4.3.2 Planeación propuesta

Con base en las restricciones del problema, se procedió a establecer un primer método de solución. Este método se basa en la formación de las piezas según un orden preestablecido, según la regla de despacho ATC [26]. Esta regla se basa en una combinación entre la regla WSPT (Weighted Shortest Processing time) y la regla

de prioridad MS (Minimum Slack), reglas usadas en problemas de Scheduling para modelos de máquinas en paralelo. La regla de despacho ATC se aplica bajo el siguiente parámetro:

$$I_{j}(t) = rac{w_{j}}{p_{j}} \exp(-rac{Max(d_{j} - p_{j} - t, 0)}{K*\overline{p}}$$
Formula ATC.

Donde K es denominado un parámetro escalar y es el promedio de los trabajos que permanecen programados. Este indicador se calcula para cada una de las piezas. Inicialmente si no se está conformando un lote, se toma una de las piezas pendientes por asignar y se convierte en el lote inicial, las características del lote serán tomadas de acuerdo con las características de la pieza mencionada.

Posteriormente, cada vez que se complete un lote en cada metodología, este será secuenciado según la regla del mejor horno definida de la siguiente manera:

Se comparan todos los hornos que pueden ser procesados en ese lote y este se asigna al horno que tenga una suma menor entre tiempo acumulado de proceso de ese horno, el tiempo de alistamiento del horno y el tiempo de procesamiento del lote en ese horno (Var).

```
Variables:
```

```
T_{horno} = Tiempo \ acumulado \ de \ proceso.
Tsetup_{lotehorno}: Tiempo \ de \ alistamiento \ del \ lote \ i \in I \ en \ el \ horno \ h \in H
Tproces_{lotehorno}: Tiempo \ de \ proceso \ del \ lote \ i \in I \ en \ el \ horno \ h \in H
Mejorhorno \ (Lote)
For \ n = 1 \ to \ Cantidad Hornos
Var = T_{horno} + Tsetup_{lotehorno} + Tproceso_{lotehorno}
If \ min > Var \ then
Min = Var
Mejorhorno = n
Next \ n
```

En donde se comparan todos los hornos que pueden procesar ese lote y este se asigna al horno que tenga una suma menor entre tiempo acumulado de proceso de ese horno, el tiempo de alistamiento del horno y el tiempo de procesamiento del lote en ese horno (Var). Una vez se haya completado la elección del mejor horno, al lote se le van agregando de la lista de piezas no asignadas, aquellas que cumplan todas las restricciones para la conformación de lotes. Es importante recordar las restricciones para la conformación de lotes:

- Se deben conformar lotes cuyo tipo sea el mismo y su nivel y bomba sean compatibles.
- El nivel del lote sólo puede tener una diferencia de un nivel en caso de que el nivel de la pieza sea mayor a 4.
- El tamaño del lote debe ser menor o igual al tamaño del horno asignado.
- Se deben asignar todas las piezas a un lote.

A medida que se van conformando los lotes, estos se van secuenciando dentro del horno asignado. Una vez se hayan asignado todas las piezas a un horno, se calculan los indicadores de interés.

4.4 Algoritmo genético

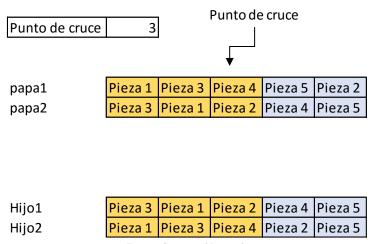
Según lo encontrado en la literatura, los algoritmos genéticos han sido aplicados con éxito en diferentes problemas combinatorios [14]. Es así como se plantea la anterior heurística como solución inicial para la implementación de un algoritmo genético que optimice la heurística.

Dado que el orden de las piezas al momento de la ejecución de la heurística tiene un efecto directo sobre los indicadores ya que esto incide sobre el loteo y por ende en la secuenciación, se llega a la conclusión de que el cromosoma para el algoritmo sea el orden de la lista de piezas. El fitness es igual a uno dividido la tardanza media debido a que es el indicador principal que se quiere minimizar.

La etapa de selección de los mejores padres se hizo bajo el método de la ruleta. El fitness de cada cromosoma es la tardanza promedio. Para realizar el cruce, primero se generó un punto de corte aleatorio. De esta forma, para generar al hijo1, la sección que antecede el punto de cruce serán los genes del papa2 hasta esa posición. En los elementos desde el punto de cruce hasta el tamaño del cromosoma se añadirán los genes del cromosoma del padre1 en el orden en el que se encuentren.

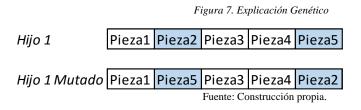
Si el punto de cruce es igual a 3

Figura 6. Explicación algoritmo genético



Fuente: Construcción propia.

La etapa de mutación sirve básicamente para diversificar las soluciones y no converger en una misma solución. Se escogen cromosomas aleatorios que serán mutados. Para cada cromosoma mutado se generan 2 posiciones aleatorias para hacer un intercambio:



Finalmente, se selecciona, cruza y muta hasta generar la población con el tamaño determinado. No obstante, con el fin de no entrar en diversificación total que perjudique el espacio de solución encontrado, se elige el mejor cromosoma de la población actual, y se intercambia con el peor de los hijos resultantes de acuerdo con su fitness. El número de genes a mutar de un cromosoma debe ser par para realizar el intercambio.

Los parámetros principales del algoritmo genético tales como la probabilidad de mutación y el tamaño de la población se eligieron luego de efectuar pruebas de desempeño. Se evaluó la diferencia en los indicadores

principales contra el tiempo de ejecución del algoritmo llegando hasta un punto en el que un mayor tiempo de ejecución no mejoraría en gran medida los indicadores. De esta forma se llegó a un tamaño de población y probabilidad de mutación acorde a lo anterior. Cabe resaltar esta probabilidad es alta llegando a tener una diversificación considerable.

4.5 Ejecución

Después de obtener dos formas de planear en función de las medias de los tiempos de llegada de cada tipo de pieza, se evaluó el desempeño de las soluciones bajo el contexto de ejecución real de las piezas en curvado. Para ello, se examinó el proceso en la planta de producción de AGP Colombia con el fin de conocer la manera en la que el operario ejecuta el loteo y secuenciación de los lotes en los hornos. En la ejecución, se busca en lo posible seguir la secuencia resultante de la planeación.

Para determinar la ejecución AGP, se establecieron dos reglas que sirvieron como base para replicar la forma en la que los operarios efectúan el proceso de curvado actualmente:

- Únicamente se forman lotes de las piezas que están disponibles para ser curvadas, es decir, no hay ningún rango de espera y no se respeta la planeación.
- Las piezas negras no pueden esperar, por lo que este tipo de pieza se lotea con la parte del lote que esté disponible para entrar al horno, o en dado caso, se lotea sola.

Con el fin de modelar estas dos reglas, por cada horno se reprograma la secuencia en función del tiempo de arribo. Es decir, si un lote que va en tercer lugar en la secuencia planeada del horno 1 está listo al inicio de curvado antes que los lotes en primer y segundo lugar, éste irá ahora de primer lugar en la secuencia.

 Figura 8. Explicación Ejecución

 Secuencia Planeada
 Lote X
 Lote Y
 Lote Z

 $R_{i\,Planeación}$ 0
 5
 7

Secuencia Ejecutada	Lote Z	Lote X	Lote Y
R_{iReal}	1	2	11

Fuente: Construcción propia.

Para la regla número dos, si un lote contiene una pieza de color negra, siempre se procesará en el momento en el que pueda ser procesada la pieza sin importar que el lote no esté completo. Por esto, pueden generarse dos o más lotes a partir de uno que contenga una o más piezas negras.

Figura 9. Lote planeado

		$R_i real$
Lote 1	Pieza1	5
	Pieza2	6
	Pieza3	1
	Pieza4	0

Fuente: Construcción propia.

Lotes generados después de la aplicación de la regla 2

Figura 10. Lote final

		$R_i real$			$R_i real$
Lote 1	Pieza3	1	Lote 1'	Pieza1	5
	Pieza4	0	Lote 1	Pieza2	6

Fuente: Construcción propia.

Con el propósito de determinar la ejecución propuesta, se estableció un rango de espera a la ejecución del proceso de curvado para que la regla de darle prioridad a la pieza negra se mantenga en ciertos casos. El racional detrás de esta propuesta de ejecución viene dado por el hecho de que la asignación de esta prioridad puede tener efectos negativos sobre la secuencia en términos de Makespan. Aunque esta regla pueda evacuar las piezas que tienen una tardanza muy alta de forma rápida, se sacrifica eficiencia en el proceso.

Basado en las distribuciones de los tiempos de arribo de las piezas a la estación de curvado, se generaron tiempos aleatorios para simular la ejecución del proceso que representan los tiempos reales de arribo. Con el objetivo de evaluar la variabilidad de los tiempos de llegada y su impacto sobre el proceso, se establecieron tres niveles de variabilidad, baja, media y alta. Se hicieron pruebas cambiando la varianza de las distribuciones de probabilidad de los tiempos. De esta forma, se logró medir la implementación de la planeación propuestas y compararla frente a la metodología actual en la empresa. Igualmente, se cuantificó el impacto de la variabilidad del tiempo del bloque plano sobre curvado.

Con el objetivo de tener una muestra representativa, la simulación de la ejecución se efectuó una cantidad n de instancias en donde se calculó este tamaño de muestra n para cada escenario posible. Un escenario es la interacción de cuatro variables, planeación (AGP y propuesta), ejecución (AGP y propuesta), variabilidad (Baja, media y alta) y número de moldes (Actuales y 50 moldes por tipo), para un total de 24 escenarios posibles. Por otra parte, se tuvieron en cuenta dos indicadores principales (Makespan y tardanza), de tal forma que finalmente se evalúe el tamaño de muestra para 48 escenarios. El tamaño de muestra para todos los escenarios fue determinado por el más alto entre ellos.

De esta manera, se logra tener diferentes réplicas de tiempos de llegada lo que es inherente a distintas formas de secuenciar los hornos. Si bien hay una reprogramación de los lotes causado por el orden de llegada de las piezas, se respeta el horno al que fue asignado cada lote. Los indicadores finales obtenidos en la ejecución equivalen al promedio de los resultados de todas las instancias.

4.6 Comparación

Para realizar la comparación entre los distintos escenarios, se realizó un intervalo de confianza para la media poblacional, para cada uno de ellos, el intervalo de confianza se calculó de la siguiente manera:

$$IC_{1-\alpha} = (\bar{X} - Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \frac{\sigma}{\sqrt{n}}; \bar{X} + Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$$

Formula Intervalos de confianza

Posteriormente se comparan todos lo intervalos entre sí según el indicador, con el fin de determinar si existe una diferencia significativa entre las medias de cada escenario. Si el intervalo de un escenario se sobrepone con otro, quiere decir que no hay una diferencia significativa entre escenarios.

5. Componente de Diseño en ingeniería

5.1 Declaración de Diseño

En el presente trabajo de grado, se diseña una metodología de solución para la conformación de lotes y secuenciación de estos en un ambiente de máquinas paralelas no idénticas de alistamiento de la secuencia. El diseño final consiste en una metaheurística (algoritmo genético) desarrollado a partir de una solución generada mediante la regla de despacho ATC (Apparent Tardiness Cost). El scheduling resultado de este método es la planeación que se sugiere tomar para el proceso de curvado. Posterior a esto, se simula la ejecución del proceso donde se generan réplicas de los tiempos de arribo.

5.2 Requerimientos de desempeño

El aplicativo desarrollado permite:

- Definir y visualizar los tiempos de arribo de las piezas siguiendo unos parámetros determinísticos para la programación y parámetros estocásticos para la ejecución.
- Definir y visualizar la conformación de los lotes.
- Definir y visualizar la programación de la producción de los lotes previamente conformados y los indicadores mencionados.

La programación de la producción define:

- La secuencia de procesamiento de los lotes en los diferentes hornos.
- Tiempo de finalización de cada pedido
- Tiempo total de terminación del proceso (Makespan)
- Tardanza total, promedio y ponderada del proceso
- Tiempo de utilización de los hornos
- Porcentaje de utilización de los hornos

5.3 Pruebas de rendimiento

Para garantizar los requerimientos de desempeño mencionados anteriormente, se realizaron diferentes corridas del aplicativo. Inicialmente se comparó la planeación actual con la planeación propuesta, mostrando como resultado una disminución de los resultados del aplicativo.

Posteriormente se realizó una comparación entre la ejecución actual y la ejecución propuesta, encontrando una mejora a medida que se disminuye la variabilidad en el bloque plano, lo cual permite establecer la evaluación de los diferentes resultados. Los cálculos estadísticos mencionados se observan en la sección 6.3 de Resultados

5.4 Restricciones

- La propuesta se desarrolló en Microsoft Excel / VBA for Excel (Visual Basic for Applications)
- La propuesta se limitó a los hornos y capacidad de producción actual de la empresa. No se consideró inversión de nuevos equipos.
- Se consideraron las restricciones propias del curvado, tales como la compatibilidad en los niveles y clase de las piezas incluidas en los lotes, entre las bombas de curvado de las piezas, la cantidad de moldes para pieza disponibles, el curvado de piezas complejas, compatibilidad del lote con el horno, tamaño del lote con respecto al horno.

5.5 Cumplimiento estándar

Para cumplir los estándares de diseño, se trabajó siguiendo la norma ISO 13053-1:2011 según la cual se aplica la metodología DMAIC como un ciclo de mejora continuo.

La metodología DMAIC 5 pasos específicos, los cuales son: Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar. De manera que, para cumplir con este requerimiento se realizaron las siguientes actividades:

- 1. Definir: Al comienzo del proyecto se realiza una investigación, encontrando así, diferentes aspectos acerca de la empresa y el problema al cual se le dará una solución.
- 2. Medir: Se determinar los tiempos de procesamiento de las dos estaciones de producción (Bloque plano y curvado), además de esto se realizaron diferentes tipos de reuniones con diferentes colaboradores de la empresa para entender cómo funciona y cuáles son las decisiones que se toman en la estación de curvado al hacer la conformación de los lotes.
- 3. Analizar: Con base en la información entregada por la empresa y la información adquirida por parte de los estudiantes, se consideran todas las características de la empresa y se evalúan las diferentes formas de abordar el problema.
- 4. Mejorar: Se desarrolló un aplicativo en VBA Excel con el objetivo de que el aplicativo evalúe y cumpla todas las restricciones y los objetivos propuestos a lo largo del proceso.
- Controlar: Por medio de la simulación implementada en el aplicativo, se crean diferentes escenarios para determinar cómo mejoran los indicadores del aplicativo en diferentes instancias.

6. Resultados

6.1 Caracterización de los tiempos de procesamiento

El análisis de los tiempos, se realizaron discriminando cada una de las piezas que procesa actualmente la empresa, es decir, parabrisas, piezas pequeñas y piezas posteriores.

Se empleó información de un histórico de piezas, de manera que se midiera un comportamiento real de las mismas durante el proceso productivo. En este análisis preliminar se emplearon 81 parabrisas, 426 piezas pequeñas y 47 piezas posteriores, correspondientes a las producidas durante 7 días en la planta. La información utilizada fue el tiempo entre estaciones, medida por la hora en que cada una de las piezas o lites entró a cada estación.

Tabla 5. Datos estadísticos en la estación del bloque plano

		Corte -	Mecanizado -	Serigrafía -	Vitrificado -
		Mecanizado	Serigrafía	Vitrificado	Empalme
	N	81	81	81	81
	Media	319,88	384,89	458,96	619,99
	Desviación	230,74	373,92	463,9	993,77
	Mínimo	49,89	17,99	37,48	17,31
Parabrisas	Máximo	1563,72	1818,41	2259,62	6877,93
i di doi isas	P 25	209,15	151,36	94,73	100,66
	P 50	306,46	219,81	297,82	223,63
	P 75	399,53	603,41	645,33	831,78
	Coeficiente de				
	variación	72,13%	97,14%	101,07%	160,28%
	N	426	426	426	426
	Media	284,24	188,9	186,41	261,58
	Desviación	229,16	177,8	219,11	297,86
	Mínimo	50,02	0,85	12,15	5,27
Pieza pequeña	Máximo	3052,33	1383,03	1904,06	1871,1
rieza pequena	P 25	158,24	74,48	69,39	72,94
	P 50	263,09	132,91	125,23	162,74
	P 75	399,32	235,97	216,08	333,75
	Coeficiente de				
	variación	80,62%	94,12%	117,54%	113,86%
	N	47	47	47	47
	Media	266,94	343,67	389,35	432,91
	Desviación	120,34	353,64	887,93	606,68
	Mínimo	82,92	29,66	39,85	38,93
Pieza posterior	Máximo	478,08	1798,58	5918,08	3300,91
r ieza posterioi	P 25	159,05	142,89	118,55	92,78
	P 50	259,62	241,66	163,32	163,98
	P 75	385,01	467,84	286,84	618,48
	Coeficiente de				
	variación	45,08%	102,90%	228,05%	140,13%

Tabla 6. Datos estadísticos generales en la estación del bloque plano

Media	2148,89
Desviación	2558,79
Coeficiente de variación	119%

Para realizar el análisis de los tiempos se partió del supuesto que el corte de los lites en la primera estación, se realizaban al inicio de cada turno, además del momento en que se rechazaba una pieza y era necesario realizar el corte de esta nuevamente. Por lo tanto, es válido afirmar que los rechazos tienen un impacto más significativo a medida que la pieza avanza en el proceso.

Esto se puede observar analizando las medias de cada par de estaciones, teniendo una tendencia ascendente a medida que avanza el proceso. A su vez, la desviación estándar entre los pares de estaciones en ciertos casos es superior a la media, lo cual indica una alta variabilidad a lo largo del bloque plano, esto siendo respaldado por el coeficiente de variación.

Posterior a este análisis, fue necesario identificar el tiempo de llegada de las piezas provenientes del bloque plano a la estación de curvado, es decir, el tiempo o momento en el cual la pieza estaría disponible para ser procesada. Teniendo en cuenta esta aclaración, se encuentran las distribuciones las cuales fueron asociadas al tiempo de disponibilidad en la estación de curvado.

Las distribuciones tuvieron un comportamiento Lognormal, tal y como se puede ver en detalle estas distribuciones en el *anexo 1*.

Para determinar el comportamiento de las piezas en el bloque plano se utilizó la herramienta Experfit de FlexSim, de manera que se hallara la distribución de probabilidad que más se ajusta a cada uno de los grupos de piezas.

6.2 Planeación

6.2.1 Comparación de resultados con moldes actuales

Para realizar el análisis de los resultados, inicialmente se realizó una comparación entre la planeación que se realiza actualmente (AGP) y la planeación propuesta que arroja el aplicativo. Dentro de esta comparación, se tomaron pedidos reales, con un total de 120 piezas equivalentes a 3 turnos aproximadamente, piezas las cuales son el histórico de 4 meses, siendo la fecha en que se realiza la programación de la producción el 29/06/2018.

En la tabla 7, se muestran los porcentajes de mejora de resultados de cada indicador en el escenario actual de la empresa y en el de la metodología propuesta, esta última dividida en dos, una metodología con la regla de despacho ATC y otra incluyendo un algoritmo genético:

Porcentaje de mejora entre soluciones – Moldes actuales					
Método heurística vs Método Genético vs Indicadores Actual Actual Método Genético vs heurísti					
Makespan	-40,26%	-48,14%	-13,20%		
Tardanza media	1,64%	-4,50%	-6,03%		
Tiempo en hornos	12,19%	-5,79%	-16,02%		
Espacio ocupado en los hornos	-15,36%	-9,37%	7,07%		

Tabla 7. Porcentaje de mejora entre soluciones con moldes actuales.

Según los resultados expuestos anteriormente, se observa que la metodología con el algoritmo genético supera a las otras metodologías de acuerdo con los indicadores de interés, siendo esta la mejor solución obtenida en la planeación. También se puede observar que, a pesar de las diferencias porcentuales vistas en otros indicadores, en la tardanza promedio este valor no sufre una alta variación, esto es, debido a que el denominador del indicador son los pedidos y su valor tiende a ser alto independiente del número de piezas. No obstante, AGP Colombia en su consideración de los otros indicadores, se analizarán la tardanza y el Makespan.

6.2.1 Maximizar el tamaño del lote no garantiza una mejora en el tiempo de producción.

Como se puede observar en la tabla 8, la planeación realizada por AGP tiene un mayor porcentaje de ocupación de hornos, es decir, los lotes conformados ocupan más el tamaño del horno respectivo. No obstante, en términos de makespan es la que peor resultados arroja con respecto a las dos metodologías propuestas y en tardanza, tiene un peor resultado con respecto a la metodología del genético. Dicho esto, es válido afirmar que es preferible realizar mejores lotes a lotes más grandes.

Tubia 6. Resultatos flateatores de flatees entre soluciones.				
Resultados indicadores de interés				
Indicadores	Heurística	Genético	AGP	
Makespan (min)	1290	1120	2159	
Tardanza media (min)	3345	3144	3292	
Tiempo en hornos (min)	5662	4755	5047	

Tabla 8. Resultados indicadores de interés entre soluciones.

Espacio ocupado en los			
hornos	63%	68%	75%

6.2.2 Los moldes son una restricción del problema

Otro punto importante son los moldes que se emplean en la estación de curvado, ya que al inicio se tuvo en cuenta que, al tener una gran cantidad de piezas en dicha estación, los moldes se volverían una restricción, porque no habría los suficientes para suplir esa demanda. Por esta razón, se ejecuta el algoritmo con los moldes actuales que maneja la empresa y con cincuenta (50) moldes para cada una de las piezas, siendo esta cantidad suficiente para evitar demoras en el procesamiento de las piezas.

Makespan vs. cantidad de piezas - Genético

3000

2500

2000

1500

500

120

200

300

Genético 50 moldes

Genético moldes actuales

Figura 11. Makespan vs cantidad de piezas – Planeación Genético

Fuente: Construcción propia.

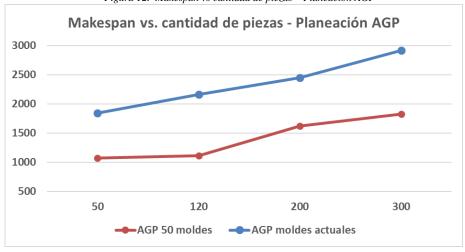


Figura 12. Makespan vs cantidad de piezas - Planeación AGP

Fuente: Construcción propia.

Como se puede observar en las figuras 11 y 12, la cantidad de moldes usados influye en los resultados variando el número de piezas en los dos casos estudiados. Siendo en la planeación de AGP, donde más se ve afectado el resultado por la presencia de los moldes. Teniendo una disminución en el Makespan en promedio del 70% cuando se usan los moldes actuales con respecto a 50 moldes de cada referencia.

Para determinar que los moldes representan una restricción, se ejecutó el algoritmo con el objetivo de comparar los resultados de los indicadores en el escenario que se tuvieran los moldes actuales contra un incremento de 50 moldes para cada pieza. De esta manera, se demostró una mejora significativa dentro del proceso como se puede ver en la *Tabla 9*:

Tabla 9. Porcentaje de mejora moldes actuales vs 50 moldes

Comparación indicadores – Moldes actuales – 50 moldes – 120 piezas							
Indicadores	Método Actual 50 moldes vs. Moldes actuales	Método heurística 50 moldes vs. Moldes actuales	Método Genético 50 moldes vs. Moldes actuales				
Makespan	-48,40%	-28,08%	-14,87%				
Tardanza media	-3,55%	-2,90%	-3,00%				
Tiempo en hornos	-26,06%	-43,29%	-32,22%				
Espacio ocupado en los							
hornos	9,39%	38,04%	21,03%				

Con base en los resultados, al aumentar la cantidad de moldes para cada referencia, se ve una disminución en todos los indicadores en las dos metodologías propuestas. Es decir, se reafirma la idea de una restricción de la producción por parte de los moldes. Dicho esto, esta planeación será la que se comparará con la metodología de AGP en los siguientes escenarios.

6.3 Resultados ejecución

En esta sección, se mostrará los resultados de los indicadores principales obtenidos a partir de las 3 ejecuciones en un ambiente estocástico. En estas ejecuciones se simuló el proceso a través de la generación de tiempos de arribo aleatorios según las distribuciones de probabilidad para cada segmentación de las piezas.

6.3.1 La planeación propuesta tiene mejores resultados con la ejecución de espera con respecto a la planeación de AGP

A continuación, se muestran los resultados de la ejecución, en caso de que no se altere la planeación realizada, es decir se espera a que lleguen todas las piezas del lote para programar exactamente el mismo que se planeó.

Tabla 10. Resultados ejecución de espera con planeación propuesta y planeación AGP

Planeación proj	puesta	Planeación AGP			
Makespan	4106.3	Makespan	4219		
Tardanza Media	3153	Tardanza Media	3170.4		
Tiempo de proceso	5040	Tiempo de proceso	5047		
Espacio ocupado	72%	Espacio ocupado	75%		

Como se observa en la tabla 10, la planeación propuesta arroja mejores resultados en la mayoría de los indicadores con respecto a la planeación realizada por AGP.

6.3.2 En la ejecución, la planeación propuesta tiene un mejor desempeño en términos de Makespan en todos los escenarios de variabilidad

Para determinar el impacto final de la variabilidad se hacen simulaciones con tres escenarios distintos en donde se pueda evidenciar una variabilidad Baja (50%), Media (100%) y Alta (150%). Para determinar estos niveles de variabilidad, se multiplica la desviación de la distribución de probabilidad por un parámetro denominado variabilidad.

En la figura 13, se muestran los resultados del indicador Makespan entre los diferentes escenarios de variabilidad, en donde se observa que a medida que la variabilidad en el bloque plano es mayor, aumenta la diferencia entre las soluciones.

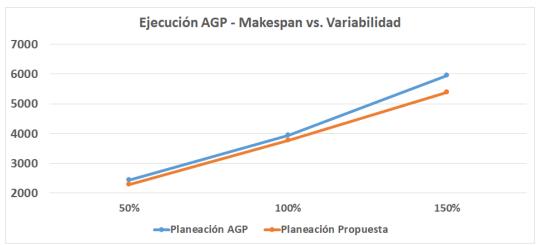


Figura 13. Makespan vs Variabilidad – Ejecución AGP

La tabla 10 muestra los resultados de la ejecución de AGP, en donde se ve como incide la variabilidad en los resultados finales con 120 piezas.

Variabilidad	Ejecución AGP- Planeación Javeriana				Ejecución AGP- Planeación AGP			
	Makespan	Tardanza media	Tiempo procesamiento	Espacio ocupado	Makespan	Tardanza media	Tiempo procesamiento	Espacio ocupado
50%	2280,16	1048,94	4099,00	74,10%	2442,36	1042,81	5047	74,51%
100%	3773,55	1096,74	4081,00	63,87%	3947,10	1090,25	5047	74,51%
150%	5387,28	1105,98	4481,00	70,67%	5954,55	1153,87	5047	74,51%

Tabla 11. Resultado Ejecución AGP vs (Planeación Javeriana - Planeación AGP)

A partir de la metodología empleada para obtener los resultados con la ejecución de AGP, se realiza el mismo proceso para determinar la viabilidad, teniendo en cuenta la ejecución javeriana. Los valores están expresados en la *Tabla 11*.

Variabilidad Ejecución Javeriana- Planeación AGP Ejecución Javeriana - Planeación Javeriana **Tardanza Tardanza Espacio Tiempo** Espacio **Tiempo** Makespan Makespan media procesamiento ocupado media procesamiento ocupado 50% 2185,25 1045,35 4472,00 70,19% 2335,65 1032,92 5047 74,51% 100% 3755,20 1079,25 4660,00 68,43% 3712,92 1080,11 5047 74,51% 150% 4967,80 1138,67 5055,00 72,01% 5673,41 1143,38 5047 74,51%

Tabla 12. Resultados Ejecución Propuesta vs (Planeación Propuesta - Planeación AGP)

Con estos resultados se crea una gráfica para poder ver los resultados y cómo influyen en los diferentes escenarios con diferentes tipos de variabilidad en el indicador del Makespan. Los resultados se pueden ver en la *Figura 14:*

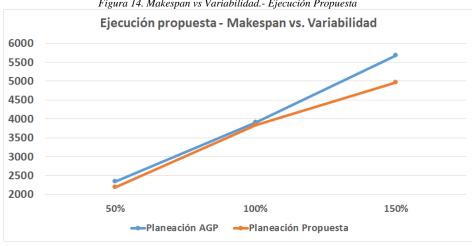
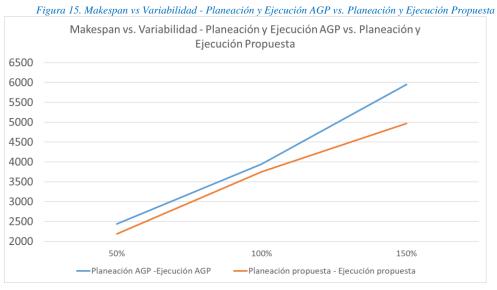


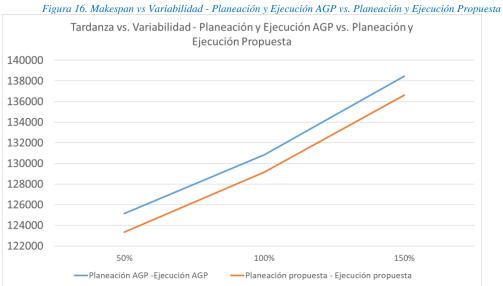
Figura 14. Makespan vs Variabilidad.- Ejecución Propuesta

Dado los resultados anteriores, se confirma la incidencia de la variabilidad en los resultados con la misma cantidad de piezas, es decir, que al controlar mejor este parámetro se obtienen mejores resultados. Siendo la planeación propuesta mejor que la planeación actual de AGP.

6.3.3 La planeación y ejecución propuesta arroja mejores resultados que la planeación y ejecución actual

En las figuras 15 y 16, se observa la comparación entre los escenarios Planeación y ejecución AGP vs. Planeación y ejecución propuesta. En donde se evidencia que la combinación de los métodos propuestos es mejore que los actuales de AGP, en términos de Makespan y tardanza. Se mejora el Makespan en promedio un 14%, sin sacrificar la tardanza la cual disminuye en promedio un 1.2% equivalente a 29 horas.





6.4 Intervalos de confianza

Tabla 13. Intervalos de confianza para makespan y tardanza para cada escenario evaluado

						Makespan	
Escenario	Planeación	Ejecución	Variabilidad	Moldes	Límite inferior	Límite superior	
1	Javeriana	Javeriana	Baja	Actuales	2175,61	2359,09	
2	Javeriana	Javeriana	Baja	50 moldes	2046,68	2239,98	
3	Javeriana	Javeriana	Media	Actuales	3664,76	3957,10	
4	Javeriana	Javeriana	Media	50 moldes	3375,29	3745,98	
5	Javeriana	Javeriana	Alta	Actuales	4885,05	5342,53	
6	Javeriana	Javeriana	Alta	50 moldes	4560,21	5113,27	
7	Javeriana	AGP	Baja	Actuales	2196,13	2364,19	
8	Javeriana	AGP	Baja	50 moldes	2074,07	2277,66	
9	Javeriana	AGP	Media	Actuales	3644,71	3902,39	
10	Javeriana	AGP	Media	50 moldes	3145,50	3472,85	
11	Javeriana	AGP	Alta	Actuales	5142,77	5631,79	
12	Javeriana	AGP	Alta	50 moldes	4504,06	4916,00	
13	AGP	AGP	Media	Actuales	3816,79	4077,42	
14	AGP	Javeriana	Baja	Actuales	2275,65	2430,43	
15	AGP	Javeriana	Baja	50 moldes	2096,69	2282,76	
16	AGP	Javeriana	Media	Actuales	3763,36	4043,70	
17	AGP	Javeriana	Alta	Actuales	5514,21	5933,67	
18	AGP	Javeriana	Media	50 moldes	3638,41	3996,16	
19	AGP	Javeriana	Alta	50 moldes	4948,53	5460,69	
20	AGP	AGP	Baja	Actuales	2372,68	2512,04	
21	AGP	AGP	Baja	50 moldes	2180,41	2373,46	

22	AGP	AGP	Media	50 moldes	3386,89	3701,12
23	AGP	AGP	Alta	50 moldes	4872,51	5271,67
24	AGP	AGP	Alta	Actuales	5713,53	6195,57

Como se puede observar en la tabla 12, los escenarios 1, 2, 7, 8, 14, 15 y 21 no presentan una diferencia significativa entre sus medias. Si se observa, estos escenarios corresponden a combinaciones de las variables planeación, ejecución y cantidad de moldes, con una variable en común, variabilidad baja. Por otra parte, el escenario número 20, también incluye una variabilidad baja, sin embargo, este escenario si presenta una diferencia significativa con respecto a las demás, teniendo peores resultados.

Para los pares de escenarios con variabilidad media 9 con 10 y 13 con 22, y los escenarios 17 con 19 y 23 con 24 con variabilidad alta, presentan una diferencia significativa entre ellos a pesar de que se tratan de escenarios con la misma planeación y ejecución, la diferencia radica en el número de moldes de cada uno. Se evidencia que el número de moldes sí afecta a los resultados en este nivel de variabilidad, arrojando peores resultados los escenarios con los moldes actuales.

A partir de esto, se observa una incidencia de la variabilidad en los resultados, ya que, entre los escenarios con variabilidades diferentes, es decir, comparando los escenarios con variabilidad baja, media y alta entre sí, existen diferencias significativas. Evidenciando un aumento en la media a medida que la variabilidad aumenta.

Finalmente, se realizó un diseño factorial **2**³ para evaluar los resultados. Los factores son planeación (Niveles: AGP y propuesta), ejecución (Niveles: AGP y propuesta), y número de moldes (Niveles: Actuales y 50 moldes por tipo). Esto se realizó para cada valor que toma la variabilidad (Niveles: Baja, media y alta). Sin embargo, como no se cumplía el supuesto de homogeneidad de varianzas mediante la prueba de Levene, se utilizó por cada nivel de variabilidad la prueba de Mann-Whitney. Con estas pruebas se encontró lo siguiente:

- Existe una diferencia significativa entre el tipo de planeación para los dos indicadores en variabilidad media y baja. Con variabilidad alta los resultados serán estadísticamente iguales.
- En las formas de ejecución, no se evidencian diferencias significativas en makespan bajo ningún nivel de variabilidad. Así mismo, se demostró que con una alta variabilidad, existen diferencias entre la forma de ejecutar en términos de tardanza.
- Se evidenció que para los dos indicadores existen diferencias significativas entre la cantidad de moldes actual y el caso en donde se incrementó la cantidad de moldes a cincuenta (50).
- Sólo se presentó un caso en donde se cumplen todos los supuestos para realizar el diseño factorial (Variabilidad Baja-Tardanza). La tardanza presenta diferencias significativas entre los niveles de la cantidad de moldes y planeación. Además, se concluye que no hay diferencias significativas en las formas de ejecución, sin embargo; la interacción entre los factores planeación y ejecución, impactan de forma significativa sobre la tardanza. El anexo 2 presenta las pruebas estadísticas realizadas.
- Se observa que existen diferencias significativas entre los niveles de variabilidad sobre los dos indicadores.

7. Conclusiones y recomendaciones.

- Las soluciones diseñadas por los autores tanto en planeación como en ejecución, tienen un mejor desempeño en términos de Makespan, y tardanza media con respecto a los métodos que utilizan actualmente la empresa.
- Al realizar una planeación con el genético el indicador del Makespan mejora en un 49% con respecto a los resultados de la planeación que manejan actualmente.
- El escenario en donde se utiliza la planeación y la ejecución propuesta, arroja mejores resultados en términos de Makespan y tardanza con respecto al escenario con la planeación y ejecución de la empresa.
- Mediante los métodos propuestos, se mejoró el Makespan en promedio en un 14%, sin sacrificar la tardanza la cual disminuye en promedio un 1.2% equivalente a 29 horas.

- Se encontró que el impacto de la variabilidad de los tiempos de arribo de las piezas que llegan a la estación de curvado daña la planeación inicial programada. Es necesario realizar una reprogramación en función de los tiempos de arribo de las piezas. Esperar cada vidrio con el fin de cumplir la secuencia tal como se planeó genera aumentos en tardanza y Makespan.
- Los moldes representan una restricción. Aumentar la cantidad de moldes críticos mejora en gran magnitud el Makespan. Una cantidad de moldes baja implica tiempo ocioso mientras no haya moldes disponibles cuando sean necesarios para iniciar la secuenciación. Si se aumenta la cantidad de moldes tal que, cada pieza tenga un molde disponible cuando va a ser procesada, el Makespan mejora en promedio en un 49% en la solución actual.
- Maximizar el tamaño del lote no garantiza una mejora en el tiempo de producción. Es más importante
 hacer lotes basados en el orden de la secuenciación de los hornos en vez de intentar hacer lotes con
 muchas piezas con el fin de aumentar el espacio de ocupación de las máquinas.
- A medida que se disminuye la variabilidad, los indicadores disminuyen.
- La planeación propuesta, es mejor que la planeación actual en función de los indicadores, se disminuye el makespan en un 48% y la tardanza media en un 4,5%, por esto se recomienda controlar la variabilidad con el fin que la ejecución sea lo más parecida a la planeación.

8. Glosario

Scheduling: Se trata de la asignación de recursos a tareas en períodos de tiempo dados y su objetivo es optimizar uno o más objetivos.[25]

Makespan: Se denota Cj al tiempo en que el trabajo j finaliza, dicho esto, el makespan (Cmax) es equivalente al tiempo de finalización del último trabajo.[25]

Bloque plano: Conjunto de operaciones que se realizan previo al curvado de la pieza.

Máquinas paralelas no relacionadas: Hay m máquinas diferentes en paralelo. El trabajo j requiere una sola operación y puede procesarse en cualquiera de las m máquinas siempre y cuando pertenezca a un subconjunto específico.[25]

Tiempos de set up dependientes de la secuencia (Sjk): El Sjk representa el tiempo de set up dependiente de la secuencia en el que se incurre entre el procesamiento de los trabajos j y k. Si el tiempo de set up entre los trabajos j y k depende de la máquina, entonces se incluye el subíndice i, es decir, Sijk.[25]

Procesamiento de lote: Una máquina puede procesar una cantidad de trabajos b, de forma simultánea; es decir, puede procesar un lote de hasta b trabajos al mismo tiempo. Los tiempos de procesamiento de los trabajos en un lote pueden no ser los mismos y todo el lote finaliza solo cuando se ha completado el último trabajo del lote, lo que implica que el trabajo de mayor duración determina el tiempo de finalización del lote completo. [25]

Tardanza máxima (Lmax): La tardanza máxima se define como Max (L1, L2, ... Ln). Mide la peor violación de las fechas de vencimiento.[25]

9. Tabla de Anexos o Apéndices

Anexo		Desarrollo	Tipo de archivo	Relevancia para el documento (1-5)
1	Distribuciones de probabilidad de los tiempos del bloque plano	Propio	PDF	4
2	Pruebas estadísticas	Propio	PDF	4
11.5	Resultados del aplicativo e intervalos de confianza	Propio	Excel	4
4	Aplicativo de solución	Propio	Excel	5

Referencias

- [1] I. E. Torrico Silva, "Blindaje de carros aumenta anualmente 40%," 2016. [Online]. Available: http://www.elmundo.com/portal/pagina.general.impresion.php?idx=274412. [Accessed: 24-Sep-2018].
- [2] Departamento Nacional de Planeación, "Análisis Cadenas Productivas," *Cadena Vidrio* (*Actualización*), 2016. [Online]. Available: https://www.dnp.gov.co/programas/desarrollo-empresarial/paginas/analisis-cadenas-productivas.aspx. [Accessed: 24-Sep-2018].
- [3] American Glass Products, "Presencia Global | AGP," 2015. [Online]. Available: https://agpglass.com/es/presencia-global/. [Accessed: 24-Sep-2018].
- [4] American Glass Products, "Plantas de Producción | AGP," 2015. [Online]. Available: https://agpglass.com/es/plantas-de-produccion/. [Accessed: 24-Sep-2018].
- [5] Revista Dinero, "Blindaje made in Colombia," 2010. [Online]. Available: https://www.dinero.com/edicion-impresa/negocios/articulo/blindaje-made-in-colombia/98069. [Accessed: 24-Sep-2018].
- [6] S. Balin, "Non-identical parallel machine scheduling using genetic algorithm," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 6, pp. 6814–6821, 2011.
- [7] J. K. Lenstra, D. B. Shmoys, and E. Tardos, "Approximation algorithms for scheduling unrelated parallel machines," 28th Annu. Symp. Found. Comput. Sci. (sfcs 1987), 1987.
- [8] M. Pfund, J. W. Fowler, and J. N. D. Gupta, "A survey of algorithms for single and multi-objective unrelated parallel-machine deterministic scheduling problems," *J. Chinese Inst. Ind. Eng.*, vol. 21, no. 3, pp. 230–241, 2004.
- [9] C.-W. Lin, Y.-K. Lin, and H.-T. Hsieh, "Ant colony optimization for unrelated parallel machine scheduling," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 67, no. 1–4, pp. 35–45, 2013.
- [10] Y. K. Lin, M. E. Pfund, and J. W. Fowler, "Heuristics for minimizing regular performance measures in unrelated parallel machine scheduling problems," *Comput. Oper. Res.*, vol. 38, no. 6, pp. 901–916, 2011.
- [11] D. Biskup, J. Herrmann, and J. N. D. Gupta, "Scheduling identical parallel machines to minimize total tardiness," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 115, no. 1, pp. 134–142, 2008.
- [12] K. Raja, C. Arumugam, and ..., "Non-identical parallel-machine scheduling using genetic algorithm and fuzzy logic approach," *Int. J.* ..., vol. 4, no. 1, pp. 72–101, 2008.
- [13] C. L. Chen and C. L. Chen, "Hybrid metaheuristics for unrelated parallel machine scheduling with sequence-dependent setup times," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 43, no. 1–2, pp. 161–169, 2009.
- [14] J. R. Zeidi and S. Mohammadhosseini, "Scheduling unrelated parallel machines with sequence-dependent setup times," 2015.
- [15] L. A. M.-V. Chung-Yee Lee, Reha Uzsoy, "Efficient Algorithms for Scheduling Semiconductor Burn-In Operations," *Oper. Res.*, vol. 40, no. 4, pp. 764–775, 1992.
- [16] R. Uzsoy, "Scheduling a batch processing machine with non-identical job sizes," *Int. J. Prod. Res.*, vol. 32, no. 10, pp. 1615–1635, 1994.
- [17] Z. H. Jia and J. Y. T. Leung, "A meta-heuristic to minimize makespan for parallel batch machines with arbitrary job sizes," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 240, no. 3, pp. 649–665, 2014.
- [18] R. Xu, H. Chen, and X. Li, "A bi-objective scheduling problem on batch machines via a Pareto-based ant colony system," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 145, no. 1, pp. 371–386, 2013.
- [19] M. Hulett, P. Damodaran, and M. Amouie, "Scheduling non-identical parallel batch processing machines to minimize total weighted tardiness using particle swarm optimization," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 113, no. October 2016, pp. 425–436, 2017.
- [20] A. J. Lozano and A. L. Medaglia, "Scheduling of parallel machines with sequence-dependent batches and product incompatibilities in an automotive glass facility," *J. Sched.*, vol. 17, no. 6, pp. 521–540, 2014.
- [21] J. E. C. Arroyo and J. Y. T. Leung, "Scheduling unrelated parallel batch processing machines with non-identical job sizes and unequal ready times," *Comput. Oper. Res.*, vol. 78, pp. 117–128, 2017.
- [22] J. P. Arnaout, G. Rabadi, and R. Musa, "A two-stage Ant Colony Optimization algorithm to minimize the makespan on unrelated parallel machines with sequence-dependent setup times," *J. Intell. Manuf.*, vol. 21, no. 6, pp. 693–701, 2010.

- [23] M. Babaei, M. Mohammadi, and S. M. T. Fatemi Ghomi, "A genetic algorithm for the simultaneous lot sizing and scheduling problem in capacitated flow shop with complex setups and backlogging," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 70, no. 1–4, pp. 125–134, 2014.
- [24] S. Zhou, J. Xie, N. Du, and Y. Pang, "A random-keys genetic algorithm for scheduling unrelated parallel batch processing machines with different capacities and arbitrary job sizes," vol. 334, pp. 254–268, 2018.
- [25] M. L. Pinedo, Scheduling: Theory, algorithms, and systems. 2008.
- [26] F. Hernandez and O. C. Usuga "Análisis bayesiano para distribución lognormal generalizada aplicada a modelos de falla con censura," 2011. [Online]. Available:

http://www.scielo.org.co/pdf/rce/v34n1/v34n1a05.pdf