

Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas.
Facultad de Ingeniería Mecánica.
Departamento de Ingeniería Mecánica.



TRABAJO DE DIPLOMA

Planeación de Procesos asistida por computadora en el estirado de chapas usando herramientas numéricas.

Autor: Ediel Hernández Santana

Tutor: MSc. Ing. Yudieski Bernal Aguilar.

Curso: 2010-2011

Pensamiento



Facultad de Ingeniería Mecánica

Cuando un hombre de ciencia busca conocimiento, aún no hallándolos en su totalidad, descubre fragmentos muy importantes, que son precisamente los que constituyen la ciencia

Claude Bernard

Dedicatoria



Facultad de Ingeniería Mecánica

A mis padres, a mi hermano,
A mi familia, a mis amigos
Y profesores

Agradecimientos



Facultad de Ingeniería Mecánica

Agradezco a mi familia en especial a mis padres Raiza Santana Hernández y Humberto Hernández Herrera por haberme apoyado todos estos años para que estudiara.

A los profesores que han intervenido en mi formación como profesional en especial a mi tutor Yudieski Bernal Aguilar quien además es un gran amigo, en estos cinco años de carrera nos ha transmitido sus experiencias y al Dr. José Marty Delgado por ser el motor impulsor de este trabajo y por su gran apoyo y ayuda en todo momento.

A mis amigos de carrera con los cuales he compartido los mejores años de mi vida en especial a mi hermano Edel Hernández Santana que siempre ha estado a mi lado, a Henry Gómez Font y a Lázaro Triana Orta que para mí son más que mis amigos los considero mis hermanos, pues siempre han compartido conmigo los momentos buenos y los malos en fin a todas las personas que han hecho posible esto les quiero agradecer desde el fondo de mi corazón

Gracias por todo.

Índice



Facultad de Ingeniería Mecánica

	Pág.
Introducción	1
 Capítulo I: Herramientas de Inteligencia Artificial en el desarrollo de los procesos de conformación de chapas	
1.1.- Conceptos generales sobre los procesos de conformación de materiales por estirado.....	7
1.2.- Características de los procesos de embutido y estirado de chapa.....	8
1.3.- Ventajas y desventajas de los procesos de elaboración de piezas conformadas.....	9
1.4.- Las herramientas de Inteligencia Artificial.....	9
1.5.- Redes Neuronales (RNA).....	10
1.6.- Algoritmos Genéticos.....	12
1.7.- Sistemas Expertos.....	14
1.8.- Lógica Difusa.....	15
1.9.- Recocido Simulado.....	15
1.10.- Colonia de hormigas.....	15
1.11.- Optimización mediante colonia de hormigas (ACO).....	16
1.12.- Planeación y programación de procesos de embutido de chapas mediante herramientas numéricas (CAPP).....	17
1.13.- Análisis de las experiencias en la utilización de herramientas numéricas en los procesos de estirado de chapas.....	18
1.14.- Conclusiones Parciales.....	22
 Capítulo II: La planeación y programación de procesos en el conformado de chapas	
2.1.- Metodología propuesta para la planeación y programación de procesos de embutido de chapas mediante herramientas numéricas.....	24
2.2.- Propuesta de una planeación de proceso asistida por computadora para el conformado de un fregadero.....	26
2.3.- Análisis geométrico de la pieza.....	27
2.4.- Determinación del diámetro equivalente y la altura permisible a partir del diámetro equivalente.....	28
2.5.- Cálculo de los parámetros activos de la herramienta.....	31
2.6.- Diseño conjunto superior e inferior de la herramienta.....	32
2.7.- Establecimiento de las relaciones cinemáticas del proceso.....	38
2.8.- Prever las fuerzas y las tensiones para ejecutar la operación de conformación.....	38
2.9.- Considerar la influencia del endurecimiento por deformación, la relación de embutición, lubricación.....	39
2.10.- Simulación del proceso de embutido de chapas empleando el método de elementos finitos (MEF).....	40
2.11.- Conclusiones Parciales.....	42

**Capítulo III: Optimización de un proceso de estirado de chapa mediante la
corrida de una herramienta numérica**

3.1.-	Resultados obtenidos en el Matlab.....	48
3.2.-	Explicación del Algoritmo Genético Multiobjetivo.....	51
3.3.-	Resultados obtenidos en la segunda corrida del software utilizando otro algoritmo.....	52
3.4.-	Explicación del Algoritmo Genético simple.....	54
3.5.-	Comparación de los resultados obtenidos entre un algoritmo genético y otro en cuanto a la optimización de la fuerza de embutido.....	55
3.6.-	Conclusiones Parciales.....	56
	Conclusiones Generales.....	57
	Recomendaciones.....	58
	Bibliografía.....	59
	Anexos.....	

Resumen

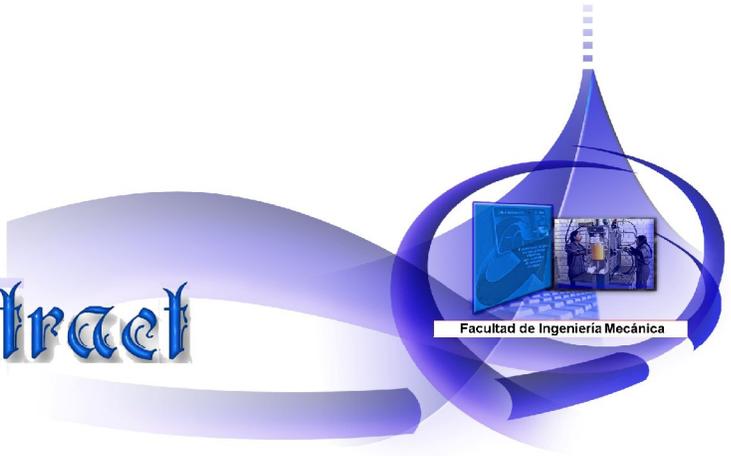


Facultad de Ingeniería Mecánica

Los procesos de estirado de chapas son los más utilizados en los procesos de manufactura en las producciones actuales los cuales dependen de una gran cantidad de parámetros interrelacionados, con el avance de las tecnologías y la informatización en la producción y el diseño de elementos mecánicos, se hace necesario que nuestras empresas conozcan estos adelantos. Este trabajo se desarrollará en La Empresa Industrial de Productos y Utensilios Domésticos INPUD “1^{ro} de Mayo” de Santa Clara, en Villa Clara, donde se realizan procesos de conformación de chapas metálicas. Se efectuará un estudio sobre diferentes herramientas de Inteligencia Artificial a través de una planeación y programación de procesos asistida por computadora para realizar la optimización de una pieza producida por estirado de chapas. Se caracterizará mediante una revisión bibliográfica los procesos de estirado de chapas, realizando una descripción de algunas herramientas de Inteligencia Artificial más utilizadas en dicho proceso. Se hace la propuesta de un CAPP para la optimización de un fregadero realizado en dicha empresa, en la cual se utiliza un software conocido como Matlab, también se darán resultados de una simulación llevada a cabo por Métodos de Elementos Finitos y se efectuará una comparación entre dos Algoritmos Genéticos utilizados para la obtención de la fuerza óptima de embutido. En este trabajo se puede ver como con la utilización de estas herramientas numéricas y una buena planeación de procesos se pueden mejorar los índices de producción y aprovechamiento de la materia prima.

Palabras claves: Conformación de metales, Inteligencia Artificial, Optimización, Herramientas Numéricas.

Abstract



Facultad de Ingeniería Mecánica

Abstract

The drawing process of sheet metal are the most widely used manufacturing processes in current production which depend on a number of interrelated parameters and the advancement of technology and computerization in production processes and design of mechanical, it is necessary that our companies are aware of these developments. This work was developed in the company's Industrial Products and Household Goods INPUD ("1ero de Mayo") of Santa Clara, Villa Clara, where there are processes of forming sheet metal. There will be a study of different artificial intelligence tools through a planning and scheduling processes for computer-aided optimization produced by stretching a piece of veneer. It is characterized by a literature review drawing process of sheet metal, a description of some artificial intelligence tools most used in the process. It is a proposed CAPP for optimizing a sink made in the company, which uses software known as Matlab, sausage will simulation results of Finite Element Methods and then makes a comparison between two genetic algorithms used to obtain the optimum strength. This paper can be viewed as the use of these numerical tools with good planning process can improve production rates and utilization of raw materials.

Keywords: Metal Forming, Artificial Intelligence, Optimization, Numerical Tools.

Introducción



Facultad de Ingeniería Mecánica

El proceso de conformación de metales es el de mayor utilización en la industria. En los últimos años estos procesos han alcanzado una gran importancia pues el material base la chapa se utiliza ampliamente en productos industriales y de consumo a causa de su fácil maleabilidad para el desarrollo de formas geométricas muy variadas. [53]

La Empresa Industrial de Productos y Utensilios Domésticos INPUD “1^o de Mayo” de Santa Clara, en Villa Clara, es un gran exponente de la utilización de los procesos de conformación de chapas metálicas.

Esta empresa fue fundada en 1964 por el Comandante de la Revolución Ernesto Guevara de la Serna, desde el comienzo esta se ha destinado a la producción de utensilios para satisfacer las necesidades de la familia cubana en el hogar. A partir de su creación hasta los años 90, en que el país transitó por el período especial, esta fue la principal industria en Cuba que utilizó los procesos de conformación de chapas.

En los inicios del siglo XXI con la reactivación de la economía cubana la EIMPUD retoma las producciones tradicionales, entre las cuales tenemos la fabricación de ollas de presión, carpintería de aluminio con la conformación de puertas y ventanas, fogones de gas, fregaderos los cuales se distribuyen a la población como parte de la Revolución Energética y de las mejoras de la vivienda que lleva a cabo el país.

Evitar la situación mencionada y garantizar la fiabilidad de dichos procesos, es un campo de investigación, “nombrado proceso robusto” ha evolucionado durante los últimos años. Este campo de pruebas de la investigación para aumentar la estabilidad de los procesos industriales reduciendo o eliminando su sensibilidad a las variables de la entrada. Aunque en un primer esfuerzo tradicional, técnicas de control basado en modelos matemáticos se usaron ampliamente para este propósito, la complejidad alta de los procesos de conformado se volvieron un impedimento grande y el desarrollo de los controles globales capaz de mantener la estabilidad de los procesos no ha sido logrado todavía. En este guión, la figura del operador, capaz de dirigir y controlar el proceso de conformado basados en el experimento, todavía sigue siendo la solución mejor en la mayoría de los casos.

También conociendo estos modelos no solo se puede mejorar los procesos en la empresa INPUD sino que se puede obtener mejoras en todas las ramas de la economía pues son sistemas muy versátiles con los cuales se pueden manejar cualquier tipo de problema ya sea en proceso donde se trabajen los metales ya sea por conformado o por otro tipo de proceso.

Situación problemática

En los diferentes procesos de conformado hay factores negativos que pueden surgir durante la ejecución de estos procesos como las deformaciones no deseadas, el adelgazamiento de los espesores de la chapa, las roturas, grietas y arrugas en los productos los cuales afectan con la calidad y el diseño óptimo del mismo así como los gastos económicos innecesarios en los que se incurren cuando aparece uno de estos defectos.

Además en nuestro país se han realizado pocas investigaciones para determinar el diseño óptimo de piezas, así como de tecnologías más eficientes para los procesos de conformación de chapas metálicas y la comprobación de la calidad superficial de dichos procesos con el empleo de la Inteligencia Artificial. Lo cual es necesario para que los productos de nuestras industrias puedan competir con los productos de los países con alto desarrollo y además la industria cubana debe entender los beneficios del uso de las herramientas de Inteligencia Artificial en el conformado de chapas.

En nuestra provincia Villa Clara se han realizado muy pocos estudios sobre el uso de este tipo de herramienta. En la EIMPUD “1^o de Mayo” de Villa Clara, los cálculos de los procesos de obtención de piezas por conformado y comprobación de su calidad se hacen de forma manual y mediante ensayos empíricos, lo que ocupa mucho tiempo y encarece el proceso. Al igual ocurre en otras empresas de la provincia no se utilizan las herramientas de Inteligencia Artificial, entre las cuales tenemos: Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks), Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms), Colonia de Hormigas, Computación Evolutiva (Evolutionary Computation), Lógica difusa (Fuzzy Logic), Recocido Simulado (Simulated Annealing), Razonamiento Basado en Casos (Case-Based Reasoning), Sistemas Expertos (Expert Systems), Visión Artificial, Aprendizaje Automático (Machine Learning), Ingeniería del Conocimiento (Knowledge Engineering), Sistemas Basados en Reglas (Rule-Based Systems); herramientas cuya introducción sería muy ventajosa por lo que se sugiere la idea de la aplicación de algunas de ellas para optimizar y agilizar estos procesos. También se ha desarrollado la planeación de procesos asistida por la computación (CAPP). Este desarrollo ha estado íntimamente relacionado con la rápida evolución y el perfeccionamiento de las técnicas de modelación por Elementos Finitos. En las actividades de Ingeniería Asistidas por la Computación (CAE) en el embutido de chapas para predecir, por ejemplo, la deformabilidad del material, tipos y secuencia de las operaciones y sus parámetros, diseño de la herramienta de conformar, etc.; existen dos tendencias principales, una de ellas está relacionada con la planeación de procesos basada en el conocimiento, la otra tendencia es la planeación de procesos basada en la simulación. La tendencia actual del desarrollo es la integración de estas dos actividades en sistemas basados en la simulación y el conocimiento (KSBS), con fuerte vínculo con los sistemas comerciales CAD y de Elementos Finitos.

Problema de Investigación

¿Cómo se utilizan las herramientas de Inteligencia Artificial para Optimizar los Procesos de Conformación de Chapas y la utilización de la planificación de procesos asistida por computadora?

Preguntas de investigación

- 1-¿En qué consisten las herramientas de Inteligencia Artificial antes mencionadas?
- 2-¿Cómo se utilizan estas herramientas en los Procesos de Conformación de Metales?
- 3- ¿Cómo se utiliza la planeación de Procesos Asistida por Computadora (CAPP)?

Novedad científica

La aplicación de herramientas de Inteligencia Artificial con una planeación del proceso asistida por computadora traería consigo grandes beneficios para nuestra industria mecánica pues se obtendrían producciones más eficientes y con mayor calidad.

Objetivo General

Realizar un estudio sobre las herramientas de Inteligencia Artificial a través de una planeación y programación de procesos asistida por computadora para realizar la optimización de una pieza producida por estirado de chapas.

Objetivos específicos

1. Caracterizar mediante la revisión bibliográfica los procesos de estirado de chapas.
2. Realizar la descripción en cuanto al funcionamiento de algunas herramientas de Inteligencia Artificial más utilizadas en los Procesos de Conformación de chapas.
3. Proponer una planeación de proceso asistida por computadora en la elaboración de una pieza mediante estirado de chapas.
4. Realizar una optimización utilizando el software Matlab y establecer una comparación entre los resultados de este software con los obtenidos por una simulación por Métodos de Elementos Finitos.

Principal resultado a obtener

Para interpretar las operaciones de conformación de metales existen en la actualidad diversos modelos mediante el uso de variadas técnicas de la Inteligencia Artificial. Estos modelos se basan en diferentes consideraciones teórico prácticas. Donde con el desarrollo actual de nuestra industria se hace necesario entender el poder de desarrollo que trae consigo la comprensión de estas técnicas. Es por ello que como principal resultado se propone un documento metodológico para los procesos de conformado actualizado en las últimas tecnologías que utilizan las técnicas de Inteligencia Artificial así como un resumen de las principales técnicas de Inteligencia Artificial (AI), y como se utilizan las mismas en una propuesta de una planeación de proceso asistida por computadora en la producción de un fregadero mediante el proceso de estirado de chapa, estableciendo una comparación entre los resultados de una optimización mediante la utilización de un software conocido como Matlab y la simulación obtenida por Métodos de Elementos Finitos.

Hipótesis del trabajo

Con el conocimiento de las diferentes herramientas de Inteligencia Artificial y una planeación del proceso asistido por computadora se puede realizar la optimización de los procesos de estirado de chapas para mejorar la eficiencia en nuestra industria.

Justificación

Con los resultados obtenidos en esta investigación le brindará a la comunidad científica-técnica Cubana un amplio conocimiento sobre diferentes métodos y tecnologías que pueden optimizar los procesos de conformado mediante herramientas de Inteligencia Artificial. Aumentando consigo el interés sobre la utilización de estas herramientas en nuestra industria para lograr la mayor eficiencia en la producción.

Las conclusiones a las que se podrán arribar pueden servir como punto de partida para investigaciones posteriores ya que en este documento se deja plasmada la optimización de una pieza real mediante la planeación de proceso asistida por computadora con valores reales la cual puede servir para la optimización de diferentes piezas y así mejorar la calidad de nuestras producciones.

Viabilidad de la Investigación:

La investigación es viable ya que se cuenta con profesionales y estudiantes de la Universidad Central “Marta Abreu de Las Villas” y la EIMPUD “1^{ro} de Mayo” de Villa Clara con un amplio conocimiento para el desarrollo de esta investigación. La dirección de la EIMPUD se encuentra abierta a la cooperación para llevar adelante este estudio.

Metodología

Se realizará una investigación descriptiva y explicativa dentro del paradigma cualitativo. El propósito de esta consiste en conocer las diferentes herramientas de Inteligencia Artificial y la utilización del CAPP basados en el conocimiento así como su uso en tecnologías modernas para la optimización de los procesos de conformación de chapas. El trabajo se ejecutará en la Facultad de Ingeniería Mecánica de la Universidad Central “Marta Abreu de las Villas” (UCLV) y en la EIMPUD “1^{ro} de Mayo” de Villa Clara. Se trabajará con el universo, el cual estará constituido por los Ingenieros Mecánicos que conforman el Departamento de diseño de piezas y troqueles en la EIMPUD “1^{ro} de Mayo” de Villa Clara. El principio ético de la no maleficencia será tenido en cuenta en la investigación.

Estructura del Trabajo:

El trabajo de diploma consta de una síntesis o resumen, introducción, tres capítulos, así como conclusiones, recomendaciones, bibliografía y anexos.

Capítulo I: En este capítulo se realiza una revisión bibliográfica en cuanto a los conceptos, características, ventajas y desventajas de los procesos de estirado de chapas así como el estudio de diferentes herramientas de Inteligencia artificial donde se dan conceptos, las principales características y funciones de dichas herramientas y después se da algunos datos de la perspectiva de desarrollo en los procesos de conformación por estirado de chapas con la aplicación de la Inteligencia Artificial y la planeación de procesos asistida por computadora mediante ejemplos de esta aplicación en la producción de piezas conformadas.

Capítulo II: En este capítulo se realiza una propuesta de una metodología general para la realización de una planeación de procesos asistida por computadora así como la propuesta de una planeación para una pieza que se produce en la empresa EIMPUD específicamente un fregadero en cual se establece los pasos que se deben tener en cuenta así como las ecuaciones y los resultados obtenidos en una simulación por métodos de elementos finitos utilizando el software ABAQUS.

Capítulo III: En dicho capítulo se realiza la optimización utilizando una herramienta numérica, donde se establecen distintas ecuaciones y variables para formar la función a optimizar específicamente la fuerza de embutido, después se realiza la programación de dicha función y se realiza la corrida del software Matlab para desarrollar la optimización utilizando diferentes algoritmos y una comparación entre los diferentes resultados obtenidos.

Capítulo 1

Facultad de Ingeniería Mecánica

1.-Herramientas de Inteligencia Artificial en el desarrollo de los procesos de conformación de chapas

El objetivo de este capítulo es realizar un estudio sobre las principales experiencias nacionales e internacionales relacionadas con los procesos de conformación por estirado profundo de chapas, caracterizando las principales propiedades mecánico-tecnológicas, fórmulas para el cálculo de fuerza, tensiones y deformaciones, modelos existentes para estudiar e interpretar tensiones y las herramientas utilizadas para este tipo de procesos; apreciando las perspectivas de desarrollo en este campo, con vistas a desarrollar una valoración que posibilite arribar a conclusiones valiosas para los objetivos del trabajo. Además se dan a conocer las diferentes técnicas de Inteligencia Artificial para optimizar los procesos de conformado de chapa principalmente el estirado de chapas.

La *figura # 1.1* muestra el análisis general previsto para el desarrollo del capítulo y la interrelación entre sus elementos.

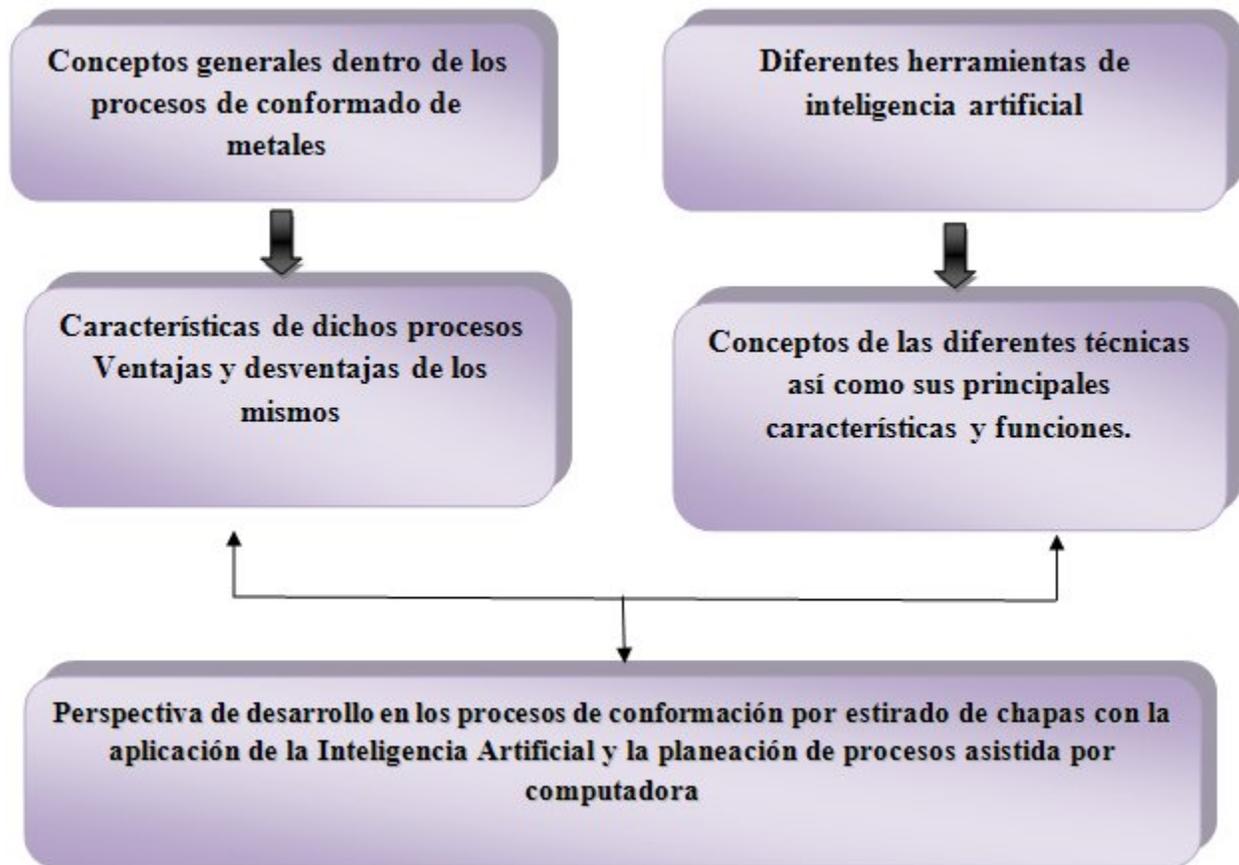


Figura # 1.1: Método para el estudio de los procesos de conformado por estirado de chapa con la aplicación de herramientas de Inteligencia Artificial y la Planeación de este proceso asistida por computadora.

En la *figura # 1.1* se consideran:

1. Conceptos generales dentro de los procesos de conformado de metales, que es este proceso, los diferentes tipos y cuales son algunas de las características del mismo, así como, sus ventajas y desventajas.
2. En las diferentes herramientas de Inteligencia Artificial se darán conceptos, características y funciones de las mismas.
3. En la perspectiva de desarrollo en los procesos de conformación por estirado de chapas con aplicación de la Inteligencia Artificial y la planeación de procesos asistida por computadora se abordaran ejemplos de esta aplicación en la producción de piezas conformadas.

1.1 Conceptos generales sobre los procesos de conformación de materiales por estirado.

Dentro del universo que representa la conformación de metales, los procesos de estirado de chapas ocupan un lugar destacado pues gozan hoy de una amplia popularidad asociada a su elevada productividad, alta confiabilidad, flexibilidad, bajos costos relativos, bajo consumo de insumos y una alta resistencia mecánica en relación al peso de sus productos terminados.[55]

El término estirado de chapas puede ser aplicado a un gran número de operaciones ejecutadas en una prensa con o sin el uso de matrices y punzones. Los procesos de estirado de chapas son realizados normalmente en frío y producen piezas de paredes finas, partiendo de una chapa metálica plana que sufre alargamiento en por lo menos, una dirección; siendo comprimida en otra dirección principal. Entre estos procesos de estirado de chapa tenemos:

- ✓ Repujado
- ✓ Conformación tensionada
- ✓ Expansionado
- ✓ Estirado con cojines deformable
- ✓ Repulsado
- ✓ Embutido

El embutido es sin lugar a dudas uno de los procesos que más posibilidades de trabajo brinda, obteniendo mediante él, productos con formas geométricas simples y complejas lo que viene aparejado de un comportamiento físico-mecánico en el material de mayor complejidad.

1.2- Características de los procesos de embutido y estirado de chapa.

La embutición es una operación que consiste en obtener una pieza hueca de superficie no desarrollable y del mismo espesor que el recorte primitivo, por lo que se puede decir que es una transformación de superficie por desplazamiento molecular. Si existiese estiramiento se puede constatar una disminución del espesor del metal. Por lo tanto la embutición se puede definir como un procedimiento para el conformado de piezas no desarrollables por estirado de chapa, que requiere generalmente el empleo de máquinas (prensas) y de utillajes (matrices). La característica principal de los procesos de estirado de chapa es la existencia de conformados tridimensionales, realizados con herramientas de forma, lo cual es a la vez, la principal diferencia entre los procesos de estirado de chapas y los procesos de doblado.

Otra característica y diferencia importante en estos procesos de doblado es la existencia de estados tensionales mucho más complejos en los primeros, pues además de existir tensiones normales de doblado aparecen tensiones a tracción y/o compresión, que estiran o recalcan la chapa localmente.; por ello está reservada [74] :

- 1) A la fabricación en serie, en la cual permite rebajar considerablemente el precio de costo. Se emplea mucho en construcción de automóviles y para la fabricación de objetos de uso doméstico.
- 2) Se distinguen: la embutición en frío, practicada a la temperatura ambiente y la embutición en caliente, para la cual la chapa se calienta a temperaturas de forja (800 a 850° C) para el acero suave). La embutición en caliente es poco frecuente por ser muy costosa.

En el embutido profundo una lámina de material inicialmente llana o preconformada se sujeta entre el dado o matriz y el prensachapa. El prensachapa aplica una fuerza que es necesaria para prevenir el arrugado y controlar el flujo de material en la cavidad del dado. Entonces el punzón se empuja en la cavidad del dado y transfiere la forma específica del punzón y el dado simultáneamente a la región que se escogió para ello. Durante la fase del conformado el material se sujeta mediante tensiones de compresión-tracción durante el conformado. Cuando la fuerza del prensa chapas es muy grande el proceso de embutido profundo se convierte en un proceso de estirado. En el proceso de conformación por estirado, el material es fijo en la región bajo el prensachapas y conlleva a la reducción de los espesores en las partes restantes del espacio conformado en el que las tensiones son tensoras en casi todas las direcciones.

1.3- Ventajas y desventajas de los procesos de elaboración de piezas conformadas

La variedad de procesos y la versatilidad de los materiales que se conforman permiten a los procesos de conformado fabricar piezas de unos pocos gramos a cientos de Kilogramos, en series de 500 a millones de piezas, con gran variedad de formas y características mecánicas adaptadas a la aplicación correspondiente. Normalmente poco visibles al ir incorporadas en los conjuntos mecánicos y productos acabados, las piezas conformadas están presentes en prácticamente todos los productos de uso cotidiano: herramientas, automóviles, ascensores, electrodomésticos, artículos de deporte y otros. El proceso de conformado da lugar a piezas más resistentes que las que puedan obtenerse por cualquier otro proceso de elaboración de los metales y como tal, están presentes siempre que la fiabilidad y la seguridad, sean factores críticos. El éxito y extensión de los procesos de conformado en el mundo entero se deben, sin dudas, a las amplias posibilidades que ofrecen estos tipos de procesos. Entre las ventajas más notables de estos procedimientos, están:

- ✓ Mayor ligereza y resistencia de la pieza en comparación con otros métodos de fabricación.
- ✓ Economía considerable del material.
- ✓ Facilidades para la intercambiabilidad de las piezas producidas.
- ✓ Sustituye y reduce la tornillería y la soldadura.
- ✓ Posibilidades de automatización de los procesos.

Sin embargo, es de señalarse como inconveniente principal de estos procesos el alto costo de las herramientas que se emplean en cada uno de los procedimientos de trabajo.

1.4- Las herramientas de Inteligencia Artificial

Para darle solución a los objetivos trazados, en este capítulo el autor pretende caracterizar las principales herramientas de Inteligencia Artificial (IA). Según la información especializada, la Inteligencia Artificial (IA) en su sentido más simple, mostraría la capacidad de un equipo de realizar las mismas funciones que caracterizan al pensamiento humano. El término fue definido en 1956 en el Instituto de Tecnología de Massachusetts. Estableciéndose las bases de la Inteligencia Artificial como un campo independiente dentro de la informática.

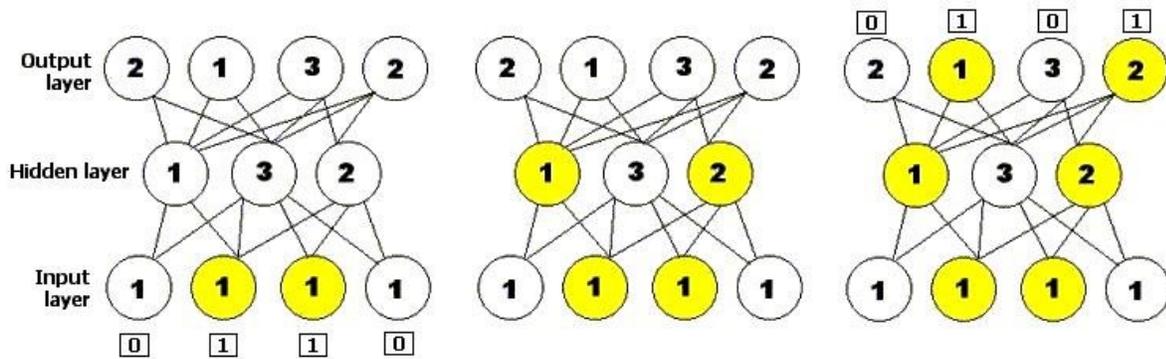
Este término se ha aplicado a programas y sistemas informáticos capaces de realizar tareas complejas, simulando el funcionamiento del pensamiento humano, aunque todavía muy lejos de éste. En esta esfera los campos de investigación más importantes son el procesamiento de la información, el reconocimiento de modelos, los juegos y las áreas aplicadas. Las técnicas computacionales, desde sus inicios, marcaron un paradigma en la creación. Sus aplicaciones van desde la industria de los juegos hasta las cadenas de producción de múltiples industrias. Se han desarrollado múltiples tecnologías y técnicas en la rama de la Inteligencia Artificial (IA) por la necesidad de darle solución a variados problemas de la vida cotidiana, los cuales tienen soluciones que por los métodos tradicionales se hacen casi imposibles de realizar su solución incurre en costos significativos. Entre las diferentes herramientas de Inteligencia Artificial tenemos:

- ✓ **Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks)**
- ✓ **Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms)**
- ✓ **Colonia de Hormigas**
- ✓ **Computación Evolutiva (Evolutionary Computation)**
- ✓ **Lógica Difusa (Fuzzy Logic)**
- ✓ **Recocido Simulado (simulated annealing)**
- ✓ **Razonamiento Basado en Casos (Case-Based Reasoning)**
- ✓ **Sistemas Expertos (Expert Systems)**
- ✓ **Visión Artificial**
- ✓ **Aprendizaje Automático (Machine Learning)**
- ✓ **Ingeniería del Conocimiento (Knowledge Engineering)**
- ✓ **Sistemas Basados en Reglas (Rule-Based Systems)**
- ✓ **Utilización de sistemas de planeación de procesos asistidos por computadora (CAPP)**
- ✓ **Estrategias evolutivas**

El conformado de chapa inteligente incluye cuatro elementos básicos, el monitoreo en tiempo real, identificación, predicción y control, y constituye una confluencia entre la ciencia del control y la teoría del conformado de metales. De acuerdo a las características de la pieza inicial, utilizando cantidades físicas que son fáciles de medir, las propiedades del material y el coeficiente de fricción pueden ser determinados en tiempo real y el proceso de deformación de la chapa puede ser automatizado con los parámetros óptimos del proceso. Estas no son las únicas técnicas existentes, pero son las más destacadas en la revisión bibliográfica ejecutada, por las cuales se han obtenido resultados positivos. A continuación el autor explicará el funcionamiento de algunos de estos sistemas para ayudar al entendimiento de ellos.

1.5.- Redes Neuronales (RNA).

Una red neuronal es un método de resolución de problemas basado en un modelo informático de la manera en que están conectadas las neuronas del cerebro. Una red neuronal consiste en capas de unidades procesadoras, llamadas nodos, unidas por conexiones direccionales: una capa de entrada, una capa de salida y cero o más capas ocultas en medio [54]. El funcionamiento de estas redes esta dado por el procesamiento de variable que se le introducen a la capa de entrada mediante un patrón inicial, donde hay nodos que se estimulan y transmiten una señal a la capa siguiente. Si la suma de todas las entradas que entran en una de las neuronas virtuales es mayor que el umbral de activación de la neurona, esa neurona se activa, y transmite su propia señal a las neuronas de la siguiente capa. (*Figura # 1.2*)



[54].

El patrón de activación se propaga hacia delante hasta que alcanza a la capa de salida, donde es devuelto como solución a la entrada presentada. Al igual que en el sistema nervioso biológicos, las redes neuronales aprenden y afinan su rendimiento a lo largo del tiempo, mediante la repetición de rondas en las que se ajustan sus umbrales, hasta que la salida real coincide con la salida deseada para cualquier entrada dada. Este proceso puede ser supervisado por un experimentador humano, o puede correr automáticamente utilizando un algoritmo de aprendizaje. Se han utilizado Algoritmos Genéticos (AG) para construir y entrenar a redes neuronales.

Las redes neuronales tienen como principio el aprendizaje humano que se considera actualmente, que este se logra, cuando hay cambios en la intensidad de las conexiones de señal entre neuronas. Una red de alimentación positiva, totalmente desarrollada, es el tipo más común de red neuronal artificial, y se construye siguiendo ese principio, a través de varias capas de elementos de procesamiento que simulan las neuronas. [56]

Los elementos en la primera capa (entrada) se alimentan con datos, por ejemplo de fuerzas, velocidades y tensiones. Cada elemento suma todas sus entradas: una por elemento en la capa de entrada, muchas por elemento en las capas siguientes. En una capa cada elemento transfiere los datos de acuerdo con una función de transferencia a todos los elementos de la siguiente capa. En las otras capas se recibe, una señal distinta, a causa de los distintos factores de ponderación o pesos de conexión entre los elementos. La última capa es la de salida, dentro de la cual cada elemento se compara con la salida deseada. La diferencia entre la salida deseada y la calculada que es el error se realimenta a la red, cambiando los pesos de las conexiones de forma tal que se reduzca el error.

Después de una variada repetición de este proceso, la red se ha adiestrado y esta red se puede usar con datos de entrada nuevos los cuales no se hayan usado en dicha red. Estas redes se deben adiestrar con ejemplos reales y concretos para minimizar los errores y garantizar una mayor exactitud en los valores de salida. Debido a esto, se hace muy difícil formular en forma matemática relaciones entre entrada y salida y predecir el comportamiento de una red neuronal artificial cuando las entradas no se han adiestrado. Las redes tienen características muy amplias entre las cuales tenemos:

- ✓ **Auto organización:** consiste en la modificación completa de la red con el fin de desarrollar un objetivo específico. Con esta característica la red puede responder a datos o situaciones que no ha experimentado antes, solucionándolas sobre la base de su entrenamiento. Esta característica es muy útil sobre todo cuando la información de entrada es poco clara o se encuentra incompleta.
- ✓ **Aprendizaje adaptativo:** pueden comportarse en función de un entrenamiento con una serie de ejemplos ilustrativos, lo cual no hace necesario elaborar un modelo inmediato, ni establecer funciones probabilísticas. Una red neuronal artificial tiene un aprendizaje adaptativo porque puede modificarse constantemente con el fin de adaptarse a nuevas condiciones de trabajo.
- ✓ **Operación en tiempo real:** son las más indicadas para el reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas sus instancias simultáneamente. Esta característica solo se puede obtener cuando se trabajan las redes con hardware diseñados para el procesamiento paralelo.
- ✓ **Tolerancia a fallos:** tienen una alta capacidad de tolerancia a fallos. Las redes pueden reconocer patrones de información con ruido, distorsión o incompletos, pero que, además, pueden seguir trabajando aunque se destruya parte de la red (con cierta degradación).
- ✓ **Fácil inserción en la tecnología existente:** Es relativamente sencillo obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilita la integración modular en los sistemas existentes.

1.6.- Algoritmos Genéticos.

Los Algoritmos Genéticos (AG) surgen como herramientas para la solución de complejos problemas de búsqueda y optimización, producto del análisis de los sistemas adaptativos en la naturaleza, y como resultado de abstraer la esencia de su funcionamiento.

El término Algoritmo Genético se usa por el hecho de que estos simulan los procesos de la evolución darwiniana a través del uso de operadores genéticos que operan sobre una población de individuos que “evoluciona” de una generación a otra.

El desarrollo de toda la teoría relacionada con el tema no solo ha servido para lograr un método eficiente de búsqueda sino que han permitido abstraer y explicar rigurosamente el proceso adaptativo en los sistemas naturales. Además, esto ha hecho posible diseñar sistemas artificiales que incluyan estos mecanismos naturales.

Estos son algoritmos matemáticos de optimización de propósito general, basados en mecanismos naturales de selección y genética, proporcionando excelentes soluciones en problemas complejos con gran número de parámetros [31] con el objetivo de buscar dentro de un espacio de hipótesis candidatas la mejor de ellas, que imita a la evolución biológica como estrategia para resolver problemas. [13] Estos modelos matemáticos funcionan a partir de un determinado problema a resolver, la entrada del Algoritmos Genéticos (AG) es un conjunto de soluciones potenciales a ese problema, las cuales se codifican, y la función de aptitud la cual permite evaluar cuantitativamente a cada candidata, las cuales pueden ser soluciones que ya se sabe que

funcionan, con el objetivo de que este obtenga las mejores candidatas, pero se suelen generar aleatoriamente. [54]

El Algoritmos Genéticos (AG) evaluará a cada candidata según su función de aptitud donde en un grupo de ellas generadas aleatoriamente, la mayoría pueden no funcionar y serán eliminadas. De lo contrario, por puro azar, unas pocas pueden ser prometedoras para la solución del problema. Estas últimas se reproducirán y se realizarán múltiples copias de ellas, pero las mismas no son perfectas, introduciéndose cambios aleatorios durante el proceso de copia. Después, esta descendencia digital prosigue con la siguiente generación, formando un nuevo conjunto de soluciones candidatas, y se someten a una ronda de evaluación de aptitud y se realiza el mismo proceso con las expectativas de que la aptitud media de la población se incrementará en cada ronda y, por tanto, repitiendo este proceso cientos o miles de rondas, pueden descubrirse las mejores soluciones del problema. Esta herramienta de inteligencia artificial tiene diferentes métodos de selección entre los cuales tenemos:

Selección elitista: garantiza la selección de los miembros más aptos de cada generación. Selección proporcional a la aptitud: de los individuos más aptos los cuales tienen más probabilidad de ser seleccionados, pero no la certeza.

Selección por rueda de ruleta: la probabilidad de que un individuo sea seleccionado es proporcional a la diferencia entre su aptitud y la de sus competidores. (Conceptualmente, esto puede representarse como un juego de ruleta: cada individuo obtiene una sección de la ruleta, pero los más aptos obtienen secciones mayores que las de los menos aptos. Luego la ruleta se hace girar, y en cada vez se elige al individuo que "posea" la sección en la que se pare la ruleta).

Selección escalada: al incrementarse la aptitud media de la población, la fuerza de la presión selectiva también aumenta y la función de aptitud se hace más discriminadora. Este método es útil cuando todos los individuos tengan una aptitud relativamente alta y sólo les distinguen pequeñas diferencias en la aptitud.

Selección por torneo: se eligen subgrupos de individuos de la población, y los miembros de cada subgrupo compiten entre ellos. Sólo se elige a un individuo de cada subgrupo para la reproducción.

Selección por rango: a cada individuo de la población se le asigna un rango numérico basado en su aptitud, y la selección se basa en este ranking, en lugar de las diferencias absolutas en aptitud.

Selección generacional: la descendencia de los individuos seleccionados en cada generación se convierte en toda la siguiente generación.

Selección por estado estacionario: la descendencia de los individuos seleccionados en cada generación vuelven al acervo genético preexistente, reemplazando a algunos de los miembros menos aptos de la siguiente generación.

Selección jerárquica: los individuos atraviesan múltiples rondas de selección en cada generación. Las evaluaciones de los primeros niveles son más rápidas y menos discriminatorias, mientras que los que sobreviven hasta niveles más altos son evaluados más rigurosamente.

Además en estos algoritmos matemáticos utilizan diferentes métodos de cambio entre los cuales tenemos tres: selección, cruce y mutación, los cuales consisten en:

Selección: es el mecanismo por el cual las soluciones más próximas al óptimo tienen mayor probabilidad de sobrevivir y ser elegidos para reproducirse.

Después de la selección de los más aptos deben ser alterados aleatoriamente para mejorar su aptitud en la próxima generación. Este proceso se logra mediante dos estrategias básicas. La primera es la mutación.

Mutación: La mutación al igual que en los seres vivos cambia un gen por otro, una mutación en un Algoritmo Genético también causa pequeñas alteraciones en puntos concretos del código de un individuo.

Cruzamiento: El segundo método se llama cruzamiento, e implica elegir a dos individuos para que intercambien segmentos de su código, produciendo una "descendencia" artificial cuyos individuos son combinaciones de sus padres. Este proceso realiza la recombinación de la misma forma que se realiza en los cromosomas durante la reproducción sexual. Entre las formas comunes de cruzamiento tenemos el cruzamiento en un punto, el cual consiste en un intercambio en un punto aleatorio del genoma de los dos individuos, y uno de los individuos contribuye con todo su código anterior a ese punto y el otro individuo contribuye todo su código a partir de ese punto para producir una descendencia. También tenemos el cruzamiento uniforme, el cual consiste en que la posición del valor del genoma dado de la descendencia corresponde con el valor en esa posición del genoma de uno de los progenitores o al valor en esa posición del genoma del otro progenitor, elegido con un 50% de probabilidad.

1.7- Sistemas Expertos.

Los sistemas expertos tradicionales intentan reproducir el razonamiento humano de forma simbólica. Es un programa de aplicación informática que toma decisiones o resuelve problemas de un campo determinado, como sistemas de producción, las finanzas o la medicina, utilizando los conocimientos y las reglas analíticas definidas por los expertos en dicho campo.

Dichos expertos le dan soluciones a los problemas utilizando una combinación de conocimientos basados en hechos y en su capacidad de razonamiento. En los sistemas expertos, estos dos factores básicos están contenidos en componentes separados, pero relacionados: una base de conocimientos y una máquina de deducción, o de inferencia. La base de conocimientos proporciona hechos objetivos y reglas sobre el tema, mientras que la máquina de deducción proporciona la capacidad de razonamiento que le permiten al sistema experto extraer conclusiones. [92]

Estos sistemas facilitan el uso de herramientas adicionales en forma de interfaces de usuario y mecanismos de explicación. Las interfaces de usuario, le permiten al usuario desarrollar consultas, proporcionar información e interactuar de variadas formas con el sistema.

1.8 - Lógica Difusa.

Es un método de proceder similar al razonamiento humano. Estos sistemas de lógica difusa son una mejora a los sistemas experto tradicionales, en el sentido de que permiten utilizar lenguaje humano razonando de forma similar a los seres humanos. [91]

1.9 - Recocido Simulado.

Este método toma su nombre del proceso industrial en el que un material se calienta por encima de su punto de fusión y luego se enfría gradualmente para eliminar defectos en su estructura cristalina, produciendo una red cristalina más estable y regular.

En el recocido simulado, como en los Algoritmos Genéticos, existe una función de aptitud que define un paisaje adaptativo; en lugar de una población de candidatas como en los Algoritmos Genéticos (AG), sólo existe una solución candidata. El recocido simulado también añade el concepto de "temperatura", una cantidad numérica global que disminuye gradualmente en el tiempo. En cada paso del algoritmo, la solución muta

Después, la aptitud de la nueva solución se compara con la aptitud de la solución anterior; si es mayor, se conserva la nueva solución. En caso contrario, el algoritmo toma la decisión de conservarla o descartarla en base a la temperatura. Si la temperatura es alta, como lo es al principio, puede conservarse incluso cambios que causan cambios significativos en la aptitud, y se utilizan como base para la siguiente ronda del algoritmo. Pero al disminuir la temperatura, el algoritmo se hace más propenso a aceptar nada más los cambios que aumentan la aptitud. Al finalizar la temperatura alcanza el cero y el sistema se "congela"; cualquiera que sea la configuración que exista en ese punto se convierte en la solución. [54]

1.10 - Colonia de hormigas.

El sistema de Optimización de colonia de hormigas (ant colony optimization o ACO) el cual está inspirado en el rastro y seguimiento de feromonas realizado por las hormigas como medio de comunicación. Los caminos de feromonas sirven como información distribuida que las hormigas usan en forma probabilística para construir soluciones a un problema y que las hormigas adaptan para reflejar su experiencia. [55]

Resulta realmente interesante analizar como las hormigas buscan su alimento y logran establecer el camino más corto para luego regresar a su nido. Para esto, al moverse una hormiga, deposita una sustancia química denominada feromona como una señal odorífera para que las demás puedan seguirla. Las feromonas son un sistema indirecto de comunicación química entre animales de una misma especie, que transmiten información acerca del estado fisiológico, reproductivo y social, así como la edad, el sexo y el parentesco del animal emisor, las cuales son

recibidas en el sistema olfativo del animal receptor, quien interpreta esas señales, jugando un papel importante en la organización y la supervivencia de muchas especies. [52]

Las primeras hormigas que son la que realizan el primer camino no saben a ciencia cierta el lugar hacia donde van toman el camino más largo pero las que le siguen son capaces de tomar caminos más cortos y entonces la mayoría de las hormigas toman ese último camino aumentando la concentración de feromonas. Considerando que la evaporación de la sustancia química hace que los caminos menos transitados sean cada vez menos deseables y la realimentación positiva en el camino con más feromonas, resulta claro que al cabo de un tiempo casi todas las hormigas transiten por el camino más corto.

1.11 - Optimización mediante colonia de hormigas (ACO)

Es una estrategia de construcción, donde la solución se forma probabilística consiste en añadir componentes de soluciones parciales considerando:

- ✓ **Heurísticas para resolver el problema particular**
- ✓ **Trazas de feromona.**

Este método consiste en simular computacionalmente la comunicación indirecta que utilizan las hormigas para establecer el camino más corto, guardando la información aprendida en una matriz de feromonas.

En la Optimización de este método se construyen soluciones moviéndose en un gráfico de construcción, donde los vértices son componentes del problema y los arcos conexiones entre estos componentes. Para construir una solución siguen cierta política dada por las restricciones del problema. Al añadir un componente en una solución parcial, puede actualizar la cantidad de feromona (on-line step-by-step pheromone trail). También al llegar a una solución completa, puede ver todos los pasos que se siguieron y también actualizar los niveles de feromona del camino (online delayed pheromone update). Esta herramienta contiene dos procedimientos adicionales entre los que encontramos:

La Evaporación (pheromone trail evaporation): Este proceso define como decrecer la cantidad de feromona en el tiempo.

Los Demonios (daemon actions): Acciones de tipo demonio que usan para acciones centrales/globales que no pueden lograrse con las hormigas individuales.

El algoritmo utiliza agentes muy simples (llamados hormigas) que deben establecer el camino más corto para visitar todas las ciudades del problema una sola vez y regresar a la ciudad origen, para lo cual utilizan la información acumulada en una matriz de feromonas [48]. En resumen, el algoritmo del Sistema de Colonia (ACS) se inicia ubicando m hormigas en n ciudades de acuerdo a una regla de inicialización. Cada hormiga construye su propio viaje, eligiendo la próxima ciudad a visitar Mientras construyen su viaje, las hormigas actualizan feromonas al moverse de la ciudad i a la ciudad j . Cuando todas las hormigas volvieron a su ciudad de origen,

se calcula la mejor distancia hallada durante el ciclo, y nuevamente se realiza una actualización de las feromonas, esta vez teniendo en cuenta, solo la mejor solución global L_{gb} . El proceso se repite iterativamente hasta que se cumpla algún criterio de parada.

1.12.-Planeación y programación de procesos de embutido de chapas mediante herramientas numéricas (CAPP).

El objetivo central de la planeación de procesos de manufactura es alcanzar una elevada eficiencia económica de la producción a través de la optimización de las etapas del proceso, procedimientos y parámetros. Por otra parte, la influencia de las plataformas CAD/CAM en las empresas de mecanizado para la industria minera, ha tenido una amplia repercusión principalmente en los departamentos de diseño, donde el empleo de paquetes profesionales de dibujo y simulación ha jugado un papel fundamental en el aumento de la productividad y calidad del producto final. Sin embargo, la aplicación de herramientas CAD/CAPP/CAM para el corte de piezas en chapas en las empresas de mecanizado, aún marcha a pasos muy lentos (Xie & Zhang 2008), siendo la experiencia y la habilidad de los tecnólogos la única vía para la búsqueda de soluciones de distribución piezas y ahorro de material de la chapa.

Diversas investigaciones han estado dirigidas al desarrollo de sistemas CAPP con el empleo de diferentes metodologías y estrategias. Las formas tradicionales de los sistemas CAPP son: el devariante y el de generación (Nikos, 1995). Sin embargo, la mayoría de los sistemas CAPP que se emplean en el ámbito industrial son los sistemas híbridos (variante-generativo) surgidos a partir de la integración de las formas tradicionales (Sipper and Bulfin, 1998).

Nuevos enfoques a los sistemas CAPP han sido estudiados en las últimas dos décadas. Estos se fundamentan sobre técnicas de modelación geométrica, como la planificación de procesos basada en características (feature-based process planning), la planificación de procesos basada en el modelo (solid model-based process), la planificación de procesos basada en tablas de características interactivas (interactive and feature blackboard-based), y la planificación de procesos orientada a objetos (Ahmad, 2001).

Actualmente técnicas de Inteligencia Artificial (AI), Algoritmos Genéticos, Redes Neuronales y Lógica Difusa, se emplean ampliamente en los sistemas CAPP (Dereli and Filiz, 1999). De igual manera los Sistemas Expertos (ES), considerados como una herramienta de AI, constituyen la base para varios sistemas CAPP (Chang, 1990; Younis and Wahab, 1997; Wong et al., 2009). Sin embargo, los sistemas expertos autónomos resultan de difícil extensión e inflexibles para las aplicaciones prácticas en la industria. Estas aproximaciones de AI poseen sus desventajas, sobre todo en un ambiente colaborativo para el desarrollo del producto.

La planeación de procesos asistida por la computación (CAPP) y el diseño de herramientas han evolucionado como una de las herramientas de ingeniería más importante en el conformado de chapas. Este desarrollo ha estado íntimamente relacionado con la rápida evolución y el perfeccionamiento de las técnicas de modelación por elementos finitos. En las actividades de ingeniería asistidas por la computación (CAE) en el embutido de chapas para predecir, por ejemplo, la formabilidad del material, tipos y secuencia de las operaciones y sus parámetros, diseño de la herramienta de conformar, etc.; existen dos tendencias principales, una de ellas está

relacionada con la planeación de procesos basada en el conocimiento, la otra tendencia es la planeación de procesos basada en la simulación. La tendencia actual del desarrollo es la integración de estas dos actividades en sistemas basados en la simulación y el conocimiento (KSBS), con fuerte vínculo con los sistemas comerciales CAD y de elementos finitos.

1.13.- Análisis de las experiencias en la utilización de herramientas numéricas en los procesos de estirado de chapas

Como resultado de una revisión bibliográfica con respecto a la utilización de las herramientas numéricas en los procesos de estirado de chapas se pueden ver algunos resultados obtenidos en este tipo de proceso.

Diferentes investigadores como Blumel [42,62] y Doolan [96,85] examinaron los procesos de conformado de chapas a partir de examinar la geometría del producto terminado. Con la utilización después del método inverso se puede realizar una solución de lo antes expuesto ya que este modelo provee una relación entre los parámetros del proceso tanto de los productos terminados como del material inicial. El modelo inverso ha sido un acercamiento al diseño probable del dado usando un reiterativo acercamiento a la optimización del uso de la chapa a partir del Método de Elemento Finito. Utilizando un método de Inteligencia Artificial y haciendo uso de este método inverso se pueden obtener los mejores modos para conocer la variación de los componentes del proceso de conformado mediante el modelo de distribución de puntos. [91]

Se realizaron una serie de experimentos para investigar el proceso de plegado del canal del sifón donde los espacios deformes estaban sujetos a recuperación elástica. Se realizó un modelo de tres factores y de tres niveles factoriales y se experimenta con cuatro repeticiones, en este proceso de normalización del canal a flexión para crear un conjunto de canales. Los tres factores elegidos fueron los principales parámetros controlables del canal de plegado, es decir, fuerza titular en blanco, radio del dador y la brecha de la herramienta.

Para la realización de este experimento se realiza un modelo de distribución de puntos en el cual se compara la variación de los puntos sobre la frontera de forma mediante la comparación de la coordenada de cada punto con respecto a la coordenada de cualquier otro punto en cada forma y con estos datos se realiza una matriz de covarianza. Después de establecido el modelo de distribución de puntos se procede a la realización de un modelo inverso donde a partir de parámetros deseados finales se pueden obtener los parámetros iniciales realizando una matriz inversa pero hay casos que el modelo hacia adelante es difícil así que a la inversa en ese caso se puede utilizar un PDM conjunto donde se puede determinar la relación entre la variación de forma y los parámetros del proceso, donde esta relación puede ser de forma discreta o continua. El caso discreto utiliza técnicas de clasificación de cationes donde se asignan vectores para un cierto parámetro del proceso mientras que en el caso continuo se aplican técnicas de regresión para crear una función donde al vector se le asignan niveles de valores reales de los parámetros del proceso. Para la realización de este método hay que seguir tres pasos el primero es el diseño del experimento donde se utiliza el método para determinar la variación de los parámetros del proceso necesarios para determinar las mayores variaciones de forma en el proceso de fabricación. El segundo paso es un análisis de partes del conjunto de labores por el PDM, que devuelve la mayor variación de forma en cada parte de forma vectorial. El último paso consiste

en relacionar la lista de niveles de los parámetros del proceso con los vectores de los modos de variación de la forma.

Los modelos inversos se crean utilizando un catión en virtud de aprendizaje supervisado, cuando la forma de variaciones de los canales está relacionada con los niveles del parámetro de configuración que formaban cada canal. Por lo tanto un tipo de clasificación debe ser elegida para desarrollar la relación entre las variaciones de forma y los parámetros del proceso. Hay varios tipos de esas clasificaciones que se podrían utilizar: estadísticamente basados en reglas, árboles de decisión o de las redes neuronales entre otros [5]

Se desarrolla una metodología para la creación de un modelo inverso sin necesidad de utilizar el material en el proceso. Al usar esta estadística empírica de la modelación inversa da un enfoque de los principales modos de variación del proceso que pueden ser detectados. La precisión de los modelos inversos creados para el canal estaban todos los parámetro por encima del 90 por ciento, excepto para la brecha de la herramienta Generalizando el enfoque del modelo inverso basado en PDM proporcionará un modelo razonable en la mayoría de los casos en la forma de los procesos de fabricación. Por otra parte, este modelo permite un mayor desarrollo en el control de los parámetros del proceso automatizado inteligente dentro del conformado de chapas metálicas, proporcionando un mecanismo que puede reconocer cuán lejos los parámetros actuales de creación de las configuraciones óptimas pueden llegar para producir las formas geométricas deseadas. Además, en este punto el papel de las coordenadas es sólo utilizado en un enfoque PDM tradicionales. Esto podría extenderse a un planteamiento general de los componentes principales que también podría incluir la tensión y otra información de cada punto, si la información está disponible.

La identificación de los parámetros de un proceso mediante Inteligencia Artificial, es un nuevo método que identifica las propiedades del material y las condiciones de la lubricación en el proceso de estirado de chapas anisotrópico donde propone y aplica el control de adaptación de la fuerza de sujeción (BHF). El método se basa en un modelo de combinación de la red neuronal artificial (ANN) y la teoría elastoplástica. Los resultados experimentales muestran que la inteligencia artificial (IA) del sistema de control puede abarcar una amplia gama de materiales y parámetros influyentes, tales como la fricción y la temperatura ambiente de forma automática. Principio de control de procesos de embutición profunda basada en el modelo de la teoría plástica El principio del control adaptativo BHF. La etapa inicial consiste en la identificación de las propiedades del material y herramientas entre la fractura y el límite de arrugas BHF curvas que se calculan mediante el empleo de las propiedades del material identificado y sobre la base de la teoría elemental elastoplástica. Identificación de la influencia de propiedades del material y la fuerza de sujeción en el algoritmo de control adaptativo. Para el control del proceso de adaptación de embutición profunda, es necesario identificar las propiedades del material y la condición de la lubricación durante el proceso.

La filosofía principal detrás de los algoritmos genéticos es optimización basada en los principios evolutivos de cromosomas naturales, es decir, selección, cría cruzada, y mutación de poblaciones de parámetros de acuerdo con el principio de Darwin “la supervivencia del más sano” la teoría. Como un primer paso, la probabilidad de selección se usa para la reproducción. Se usan los operadores cortándose para el intercambio y repitiéndose la combinación de los datos iniciales y

la mutación operadores que modifican la información resultante para combinar las soluciones separadas. Los algoritmos genéticos fueron considerados originalmente sólo una herramienta investigadora conveniente para los propósitos académicos. Sin embargo, ellos proporcionaron las soluciones útiles rápidamente a una gama amplia de problemas en la industria y más aun pretenciosamente-ellos son fácilmente corregido de acuerdo con los problemas a resolver y las restricciones acompañantes. El único obstáculo al uso de los algoritmos genéticos es la barrera mental de ponerse cómodo con la artificialidad de codificar los problemas de optimización en la información genética. Los algoritmos genéticos tienen el gran potencial y ya están usándose ampliamente para perfeccionar los procesos de la producción y planear y manejar las plantas metalúrgicas. Hay dos procesos en cualquier problema de optimización basado en los algoritmos genéticos. Primero es necesario construir un juego de algoritmos genéticos. Entonces se realizan las pruebas ejemplares y una evaluación del hecho. Las condiciones del límite son determinadas por los parámetros del ser del proceso estudiado. La estructura de los archivos principales de la fábrica de datos de la producción se analiza para formular un problema de optimización para lograr la meta principal. También se conciben las posibles alternativas. El algoritmo genético usa un cierto archivo inicial para representar los datos de la producción. Si el modelo con las restricciones tiene que ser usado para adaptar las condiciones del archivo preliminar de esa producción real, entonces nosotros volvemos al juego de algoritmos genéticos. Si la correspondencia de la función está satisfecha, obtenemos la solución al problema. En la segunda generación, el juego de algoritmos genéticos es analizar la primera población del parámetro y crear una nueva lista de parámetros mientras continuamos buscando el requisito de las mutaciones hasta la variante final que satisfacen la función de la correspondencia o el tiempo de funcionamiento del algoritmo especificado por el usuario es exhausto. Este tipo de sistema, junto con los instrumentos Siemens-construidos y los algoritmos genéticos, ha sido introducido a Megasteel (en Malasia), Zhuijiang (China), el Thyssen Krupp Stahl (Alemania), y otras fábricas.

Los Sistemas del Mando neural-difusos. El problema principal encontrado con el uso de rendimiento de la lógica difusa es que una adecuada función estatal a veces no puede garantizar el funcionamiento requerido del sistema, mientras las reglas difusas usadas para el sistema es grandemente basada en la experiencia del diseñador. Es necesario crear una simbiosis con las redes neurales en el orden para adaptar la función estatal y las reglas a las condiciones reales de funcionamiento. También, en las puras aplicaciones, los pasos de las redes es la sinapsis de los sitios dónde las neuronas actúan recíprocamente entre si deben sufrir a veces convergencia u optimización.

Los resultados que se obtienen son significativamente buenos si los pasos están difusados. La industria emplea la combinación neural con las variantes difusas de sistemas de control.

Un sistema de control adaptable se basó en una red neural con los eslabones en serie entre las neuronas y un producto difuso (inteligencia artificial-AFC) fue probado para mejorar la producción de tiras conformadas en frio y la calidad del producto acabado.

La operación de laminación se consideró como un complejo no lineal del proceso con los defectos intrínseco a los modelos lineales tradicionales de control.

Los resultados del modelo mostraron que el sistema de AFC lo realiza bastante bien y puede usarse para mejorar la calidad de los productos laminados terminados y aumenta la productividad de molinos de laminación [9].

El proceso de hacer las tiras o cortarlas es muy compleja y no lineal con respecto a los parámetros a controlar. Es difícil de construir un sistema multivariante suficientemente exacto para este modelo matemático que caracterice este proceso. Siguiendo las características especiales del proceso para controlar el cambio automáticamente en el espesor del producto del semiproducto se desarrolló un invento de un sistema de redes neuronales y un procedimiento del control difuso que emplean a un director codificando difuso. Los resultados de pruebas del modelo bajo las condiciones de la fábrica mostraron que una red neural con un sistema de control difuso es factible para la aplicación dada y se permite el lujo de control más exacto del proceso que otros, tradicionales métodos [38].

Los cálculos genéticos son eficaces para la optimización de multivariantes en casos en que la optimización no pueda lograrse por los métodos normales. El uso de términos lingüísticos en el formulario de las listas de fabricación de las variables nominales es posible usar las técnicas datos-codificando difusos [56]. Codificando las listas fabricadas es más fácil determinar el grado de detalle necesario en la información, hace posible buscar las soluciones usando modelos basados en los algoritmos genéticos, y permite un cálculo eficaz de funciones de correspondencia. La conducta de los algoritmos genéticos es basado en “el uso de estudios” el rango se mantiene durante el ciclo genético. Los resultados difusos garantizan la adaptación de algoritmos genéticos e influye en esta relación de tal manera que previene una convergencia prematura. Puede usarse el apoyo inteligente en una fábrica para llenar las órdenes eficazmente de los compradores de los productos de la fábrica para diferentes tipos de equipo. El sistema de apoyo de producto construyó para un laminador de tira ancha para Voest Alpine (Austria) con el uso de las redes neuronales para dar una descripción más exacta de la operación del metal-conformado y superan las capacidades de los modelos matemáticos ordinarios. En este caso, se usaron los algoritmos genéticos para adaptar al modelo óptimamente a los clientes [69].

La Informática Suave híbrida. Los ejemplos siguientes ilustran cómo la informática suave modela el sinergismo (la congruencia) con los modelos matemáticos normales para lograr los resultados posibles más buenos.

Un mando flotante difusado-adaptable (asegura la regeneración flexible continua) puede controlar la acción derivativa del control y puede usarse para controlar la temperatura de un rollo enrollándose. De acuerdo con las desviaciones de temperatura que toman en el lugar y la norma prescrita para este parámetro, un mismo PID difusado -adaptable (Proporciona el derivado íntegro) el control puede hacerse con una capacidad de razonamiento difuso que asegura que todos los cambios causados por un cambio en los parámetros estatales del proceso permanecerán dentro de un rango estrecho de valores [93].

El método desarrollado por Pawelski, Escofine, fue diseñado para cortar la tira y enrollarse con la tolerancia para las propiedades del metal. Pueden calcularse la carga y la deformación para cada tira usando un acercamiento analítico basado en el modelo suave Ford-Ellis y la fórmula de Hitchcock para determinar el radio deformado del rollo. Los efectos de doblar, cortar, y aplanar

son calculados con el uso de coeficientes de influencia. El programa se corre repetidamente. Una cantidad grande de tiempo se necesita para calcular la matriz de coeficientes de influencia para la operación de aplanamiento. El programa se mejora reemplazando las entradas del modelo por una red neuronal especializada que funciona como un compañero igual con los resultados existentes en el modelo matemático completo. La red neural también puede entrenarse en la dirección opuesta que hace posible invertir la matriz de aplanamiento rápidamente. El último es muy importante para tiendas de metales laminados que usan dos laminadores. El modelo combinado es más exacto, este no es más largo que una “caja negra.” En cambio, es basado en las redes neurales y puede adaptarse al control interactivo del proceso en la producción. El dato se analiza considerablemente más rápidamente desde el paso de aplanamiento en el cálculo con una suma polinómica que reemplaza la función de activación sin corresponder a la pérdida de exactitud.

1.14.- Conclusiones parciales

- ✓ En el presente capítulo se puede observar como las herramientas de Inteligencia Artificial son muy variadas las cuales son de aplicación muy práctica para cualquier tipo de proceso si estas se realizan de forma adecuada introduciéndoles los datos necesarios.
- ✓ Se aprecia el amplio sistema de razonamiento con que cuentan estas herramientas las cuales pueden determinar las soluciones más precisas para cualquier tipo de problema y con una planeación asistida por computadora se pueden realizar cualquier pieza por conformación reduciendo el costo de producción y establecer los pasos necesarios para dicha pieza aumentando la eficiencia del proceso.
- ✓ Estos sistemas se pueden aplicar prácticamente en la producción pues con ellos se pueden desarrollar diseños eficientes de cualquier producto con una calidad impresionante, con una gran flexibilidad para darle solución a cualquier problema.
- ✓ También se desarrolla una buena disertación en cuanto al significado de las herramientas de Inteligencia Artificial y de la planeación del proceso asistida por computadora así como las características de las mismas, con el uso de estas herramientas matemáticas principalmente en los procesos de embutido profundo en nuestras empresas cubana se pueden elaborar piezas con la calidad suficiente para competir en el mercado y disminuir los costos de producción así como el ahorro de materias primas pues la introducción de las mismas le facilitan el trabajo a los diseñadores y con su flexibilidad le pueden dar solución a problemas que han habido en nuestras empresas mecánicas y así optimizar la producción de piezas de repuestos y utensilios entre otras piezas que se pueden hacer por conformado para mejorar el nivel de vida de las personas.

Capítulo 2



Facultad de Ingeniería Mecánica

2.- La planeación y programación de procesos en el conformado de chapas

Los procesos de conformación de chapas metálicas representan un grupo significativo de procesos de manufactura de piezas para diferentes aplicaciones. Dentro de estos, los procesos de embutido de chapas incluyen un amplio rango de operaciones y de condiciones de fluencia en la que predominan esfuerzos de tensión/compresión. Los resultados finales del proceso dependen de una gran cantidad de parámetros interrelacionados y sobre todo, es decisiva la experiencia y el conocimiento del diseñador. La planeación de procesos asistida por la computación (CAPP) y el diseño de herramientas han evolucionado como una de las herramientas de ingeniería más importante en el conformado de chapas. Este desarrollo ha estado íntimamente relacionado con la rápida evolución y el perfeccionamiento de las técnicas de modelación por elementos finitos. En las actividades de ingeniería asistidas por la computación (CAE) en el embutido de chapas para predecir, por ejemplo, la formabilidad del material, tipos y secuencia de las operaciones y sus parámetros, diseño de la herramienta de conformar, etc.; existen dos tendencias principales, una de ellas está relacionada con la planeación de procesos basada en el conocimiento, la otra tendencia es la planeación de procesos basada en la simulación. La tendencia actual del desarrollo es la integración de estas dos actividades en sistemas basados en la simulación y el conocimiento (KSBS), con fuerte vínculo con los sistemas comerciales CAD y de elementos finitos. En este capítulo se realizará una propuesta de una planeación de proceso asistida por computadora [86,85]].

La *figura 2.1* muestra el análisis general previsto para el desarrollo del capítulo y la interrelación entre sus elementos.

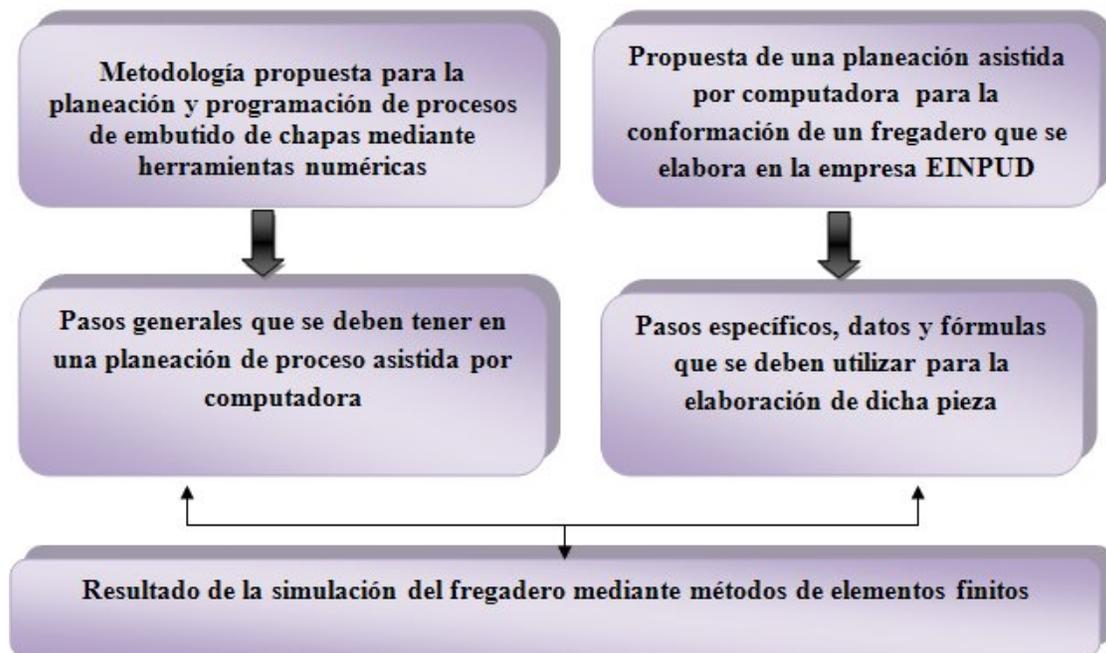


Figura # 2.1: Esquema de la estructuración del Capítulo II.

En la *figura 2.1* se consideran:

1. Dar a conocer una metodología de una planeación de procesos asistida por computadora donde se dan algunos aspectos generales de los pasos a tener en cuenta en dicha planeación.
2. Establecer una propuesta de una planeación asistida por computadora en la conformación de un fregadero que se elabora en la EIMPUD, dando los pasos específicos a tener en cuenta así como datos y fórmulas a tener en cuenta en este proceso.
3. Obtener diferentes resultados mediante la simulación por Métodos de Elementos Finitos del fregadero en cuestión.

2.1- Metodología propuesta para la planeación y programación de procesos de embutido de chapas mediante herramientas numéricas.

Representación esquemática de algunos parámetros que se deben tener en cuenta durante la planeación de procesos para el conformado de una pieza para obtener una buena calidad al finalizar dicho proceso.

La planeación tradicional de los procesos de embutido incluye la secuencia lineal de pasos que se ofrecen en la *figura # 2.2*

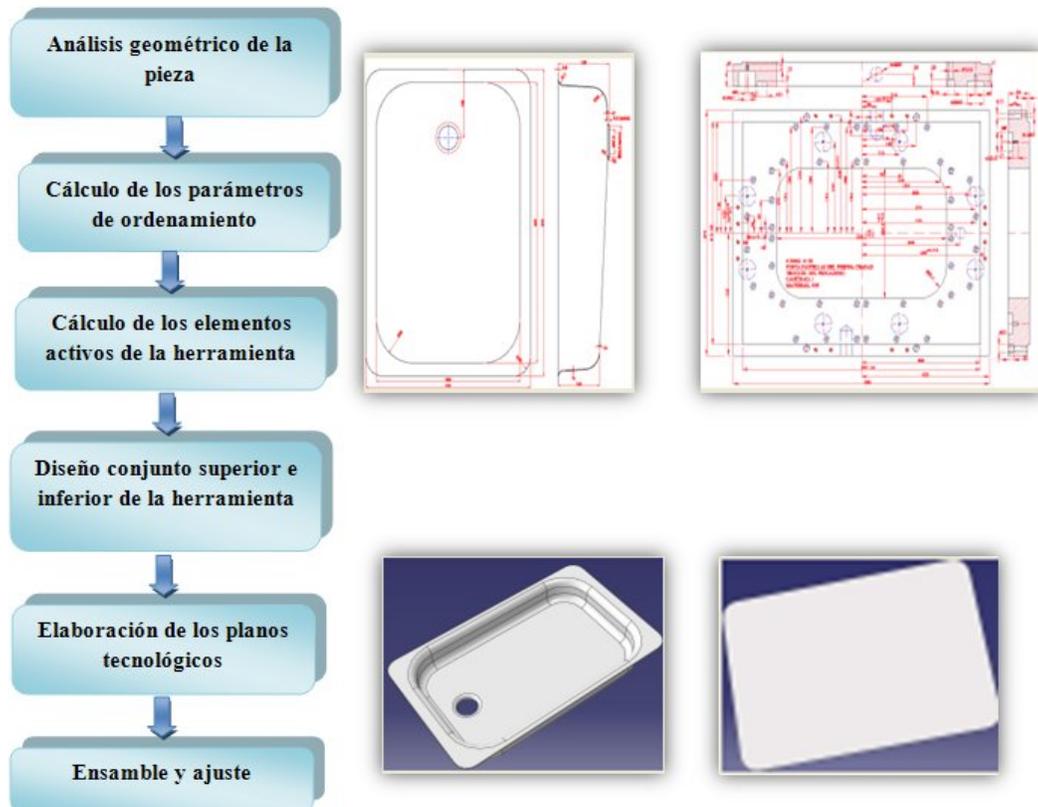


Figura # 2.2: Planeación convencional de un proceso de embutido de chapas

Paso 1. Descripción del proceso. (Inicio)

- a. Caracterización del material
- b. Análisis geométrico de la pieza (Planos de la pieza)
- c. Determinación del diámetro equivalente y la altura permisible en función del diámetro equivalente.
- d. Cálculo de los parámetros activos de la herramienta (Radio de redondeo de la matriz y del punzón, el juego de embutición)
- e. Diseño conjuntos superior e inferior de la herramienta (plano del troquel)
- f. Establecer las relaciones cinemáticas del proceso (velocidad de conformación, relación de deformaciones, entre la parte deformada y la parte no deformada
- g. Establecer los límites de conformabilidad del material, o sea, determinar si es posible ejecutar la operación de conformación sin causar algún defecto de superficie o interno en el material.
- h. Prever la fuerza y las tensiones necesarias para ejecutar la operación de conformación.
- i. Considerar la influencia del endurecimiento por deformación, la relación de embutición, tipo de lubricante empleado.

Paso 2. Simulación del proceso de embutido de chapas empleando el método de elementos finitos (MEF)

- a. Definir las variables de entrada con las que se trabajará, forma geométrica, material, parámetros del proceso, diagrama límite de conformado
- b. Establecer las condiciones de frontera para cada uno de esos parámetros
- c. Definir las variables de salida que interesan
- d. Diseñar la simulación para determinar el efecto de la variación de las variables de entrada sobre los indicadores de eficiencia.
- e. Validación del MEF

Paso 3. Seleccionar de forma apropiada una herramienta de inteligencia artificial para modelar el efecto de las variables de entrada sobre los indicadores de eficiencia.

Ejemplos de variables para la optimización	Ejemplo de parámetros para la creación del algoritmo genético
Diámetro equivalente del semiproducto	Tipo de reproducción
Diámetro equivalente final en la pieza	Tipo de selección
Radio interior en la pieza	Elitismo
Coefficiente fricción	Probabilidad de mutación
Radio matriz	Probabilidad de reproducción
Radio punzón	Probabilidad de selección
Coefficiente para el cálculo fuerza prensa chapas	
Juego de embutido	

Tabla # 2.1: Ejemplos de variables a optimizar en el embutido de chapas (izquierda) y parámetros para la creación de un algoritmo genético

Paso 4. Modelar la herramienta de IA para cada indicador de eficiencia seleccionado

Paso 5. Comparar los resultados de la optimización de los diferentes algoritmos utilizados.

2.2.- Propuesta de una planeación de proceso asistida por computadora para el conformado de un fregadero

Inicio de la planeación de proceso

Caracterización del material AISI 304 DDQ

Categoría: Acero

Clase: Acero inoxidable

Tipo: Austenítico

Composición

C	S	Si	Mn	Cr	Ni	Mo	V	Cu
0.040	0.003	0.19	1.11	17.67	9.01	0.28	0.08	0.26

Tabla # 2.2: Composición química (%) del acero AISI304 DDQ

Acero	$R_{p0.2}^{(1)}$(MPa)	$R_m^{(2)}$(MPa)	HV 0.5	r	n
304DDQ(2B)	252	582	174	0.906	0.244

Tabla # 2.3: Propiedades Mecánicas e índices de deformabilidad

2.4- Determinación del diámetro equivalente y la altura permisible a partir del diámetro equivalente.

F_{total}	fuerza total de embutido	N
F_{cr}	fuerza máxima de rotura de la chapa	N
F_n	fuerza normal en el prensachapas	N
P_{pc}	fuerza del prensachapas sobre la matriz	N
A_{RR}	área del recipiente rectangular	mm^2
K_{fm}	valor medio de las tensiones	MPa
R_m	tensión máxima del material de la chapa	MPa
D_e	diámetro equivalente	mm
d_e	diámetro medio equivalente de la pieza embutida	mm
μ	coeficiente de fricción	<i>adimensional</i>
r_m	radio de la matriz	mm
r_p	radio del punzón	mm
s_o	espesor inicial en la chapa	mm
s	espesor instantáneo de la chapa	mm
β	relación de embutición	<i>adimensional</i>
β_0	inverso de la relación de embutido	<i>adimensional</i>
$\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$	deformaciones principales en la pieza embutida	<i>adimensional</i>
$(h_{perm.})_C$	altura permisible de la copa cilíndrica en función del diámetro equivalente	mm
A_{CC}	área de la copa cilíndrica	mm^2
A_{RR}	área del recipiente rectangular	mm^2
$(h_{perm.})_R$	altura permisible del recipiente rectangular	mm
\dot{g}	Velocidad de conformación	
c	Largo del flanco del fregadero	mm
f	Ancho del flanco del fregadero	mm

Tabla # 2.4: Simbología de las variables a tener en cuenta en las diferentes formulas utilizadas.

Concepto de diámetro equivalente

Las limitaciones para el cálculo de los parámetros del proceso de embutido de las formas no circulares pueden superarse empleando la teoría clásica desarrollada para las formas circulares utilizando el concepto de diámetro equivalente. Con la finalidad de emplear la teoría desarrollada para el embutido de las formas circulares, en el desarrollo de las formas rectangulares se introduce un nuevo concepto llamado “diámetro equivalente”, siendo este el diámetro del blanco circular cuya área es igual al área del blanco o silueta rectangular, es decir, de acuerdo a la **figura # 2.4**:

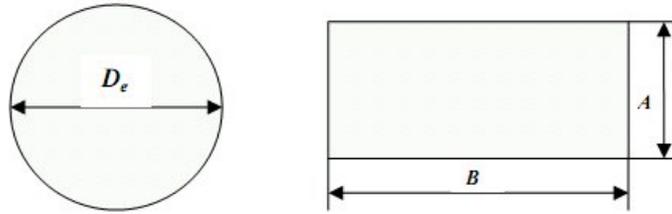


Figura # 2.4: Silueta o blanco a embutir circular y rectangular.

Área del blanco circular:

$$A_c = \frac{\pi D_e^2}{4} \quad (1)$$

Área del blanco rectangular:

$$A_r = AB \quad (2)$$

Igualando ambas áreas $A_c = A_r$ se obtiene el diámetro equivalente “ D_e ”

$$D_e = 2\sqrt{\frac{AB}{\pi}} \quad (3)$$

La altura h de de una copa cilíndrica con un diámetro medio de la copa d (ver figura # 2.5)

$$h = \frac{(D^2 - d^2)}{4d} \quad (4)$$

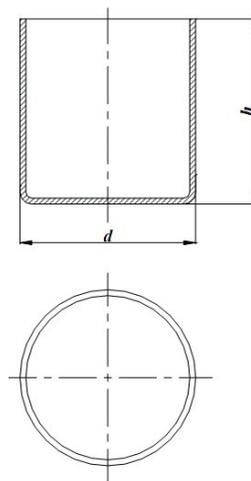


Figura # 2.5: Parámetros geométricos de una parte cilíndrica embutida a partir de un disco h =altura de la pieza, d = diámetro medio de la pieza.

En donde D es el diámetro de la silueta o blanco a embutir. Por otra parte, aplicando el concepto de capacidad de embutición en la primera operación para piezas cilíndricas e incorporando la ecuación (2) [28,29], tenemos:

$$\frac{D}{d} = \frac{D_e}{d_e} \quad (5)$$

Considerando que el máximo porcentaje de reducción $100(1 - d/D)$ que se obtiene en la práctica para una sola operación de embutido, es de 50% bajo condiciones óptimas del herramental y material de la lámina involucrado, entonces:

$$100\left(1 - \frac{d}{D}\right) = 100\left(1 - \frac{d_e}{D_e}\right) = 50\% \quad (6)$$

Resolviendo para d_e :

$$d_e = 0.5D_e = \sqrt{\frac{AB}{\pi}} \quad (7)$$

Sustituyendo (7) en la ecuación (4) se obtiene la expresión de la altura permisible de la copa cilíndrica en función del diámetro equivalente:

$$(h_{perm.})_C = \left[\frac{D_e - (0.5D_e)^2}{4(0.5D_e)} \right] = \frac{3}{8}D_e = \frac{3}{4}\sqrt{\frac{AB}{\pi}} \quad (8)$$

Por otra parte considerando que en teoría, durante el proceso de embutido se cambia la forma no el volumen del material, es decir, es un proceso a volumen constante, entonces el volumen de la copa es igual al del recipiente rectangular, por lo que también se puede establecer:

Área de la copa cilíndrica:

$$A_{CC} = \pi d_e (h_{perm.})_C + \frac{\pi d_e^2}{4} \quad (9)$$

Área del recipiente rectangular ver figura 4:

$$A_{RR} = ab + (2a + 2b)(h_{perm.})_R \quad (10)$$

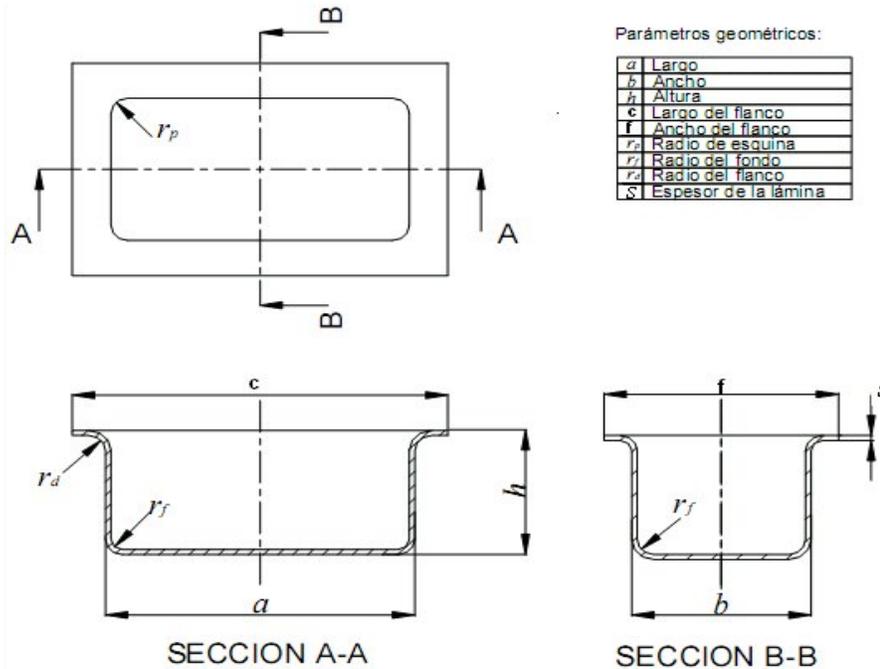


Figura # 2.6: parámetros geométricos de una parte rectangular.

Donde $(h_{perm.})_C$ y $(h_{perm.})_R$ son la altura permisible de la copa cilíndrica y el recipiente rectangular respectivamente.

Igualando (9 y 10) y despejando la altura permisible para el recipiente rectangular, $(h_{perm.})_R$ se obtiene [53]:

$$(h_{perm.})_R = \frac{\pi d_e (h_{perm.})_C + \frac{\pi d_e^2}{4} - ab}{2(a+b)} \quad (11)$$

Esta ecuación es válida cuando $s \ll a ; s \ll b$

2.5- Cálculo de los parámetros activos de la herramienta

El radio de la matriz r_m , depende del diámetro de la pieza y de su espesor. En la literatura aparecen recomendaciones para su determinación. Kakandikar [42] ofrece una relación en la que el factor de 0.035, puede incrementarse hasta 0.08

$$r_m = 0.035[50 + (D_e - d_e)]\sqrt{s_0} \quad (12)$$

El radio del punzón r_p nunca debe ser menor que el de la matriz. Se recomienda hacer el radio del punzón mayor que el de la matriz en un factor de 3 a 5 veces.

2.6- Diseño conjunto superior e inferior de la herramienta

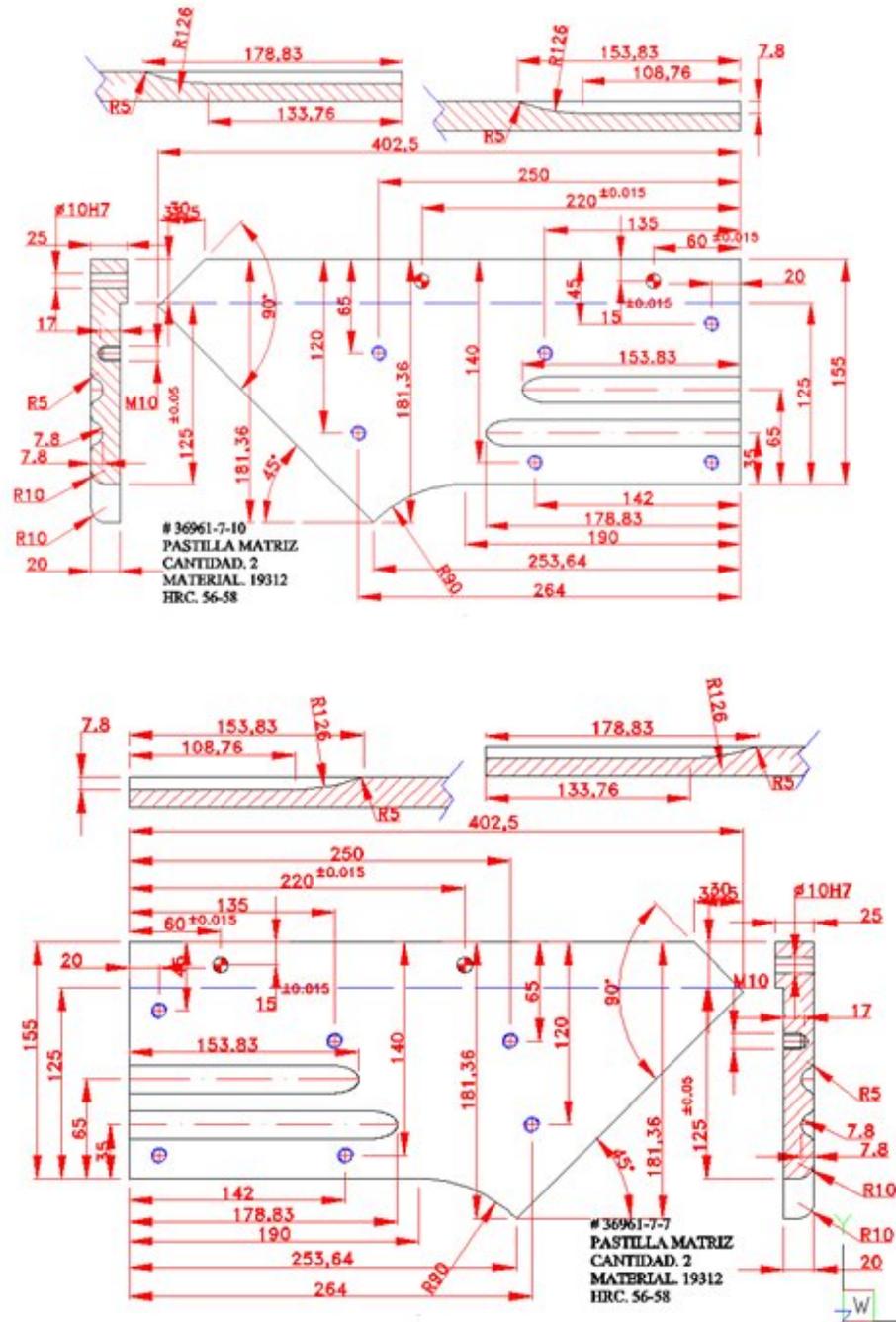


Figura # 2.7: Pastilla matriz derecha e izquierda que corresponde al largo del fregadero

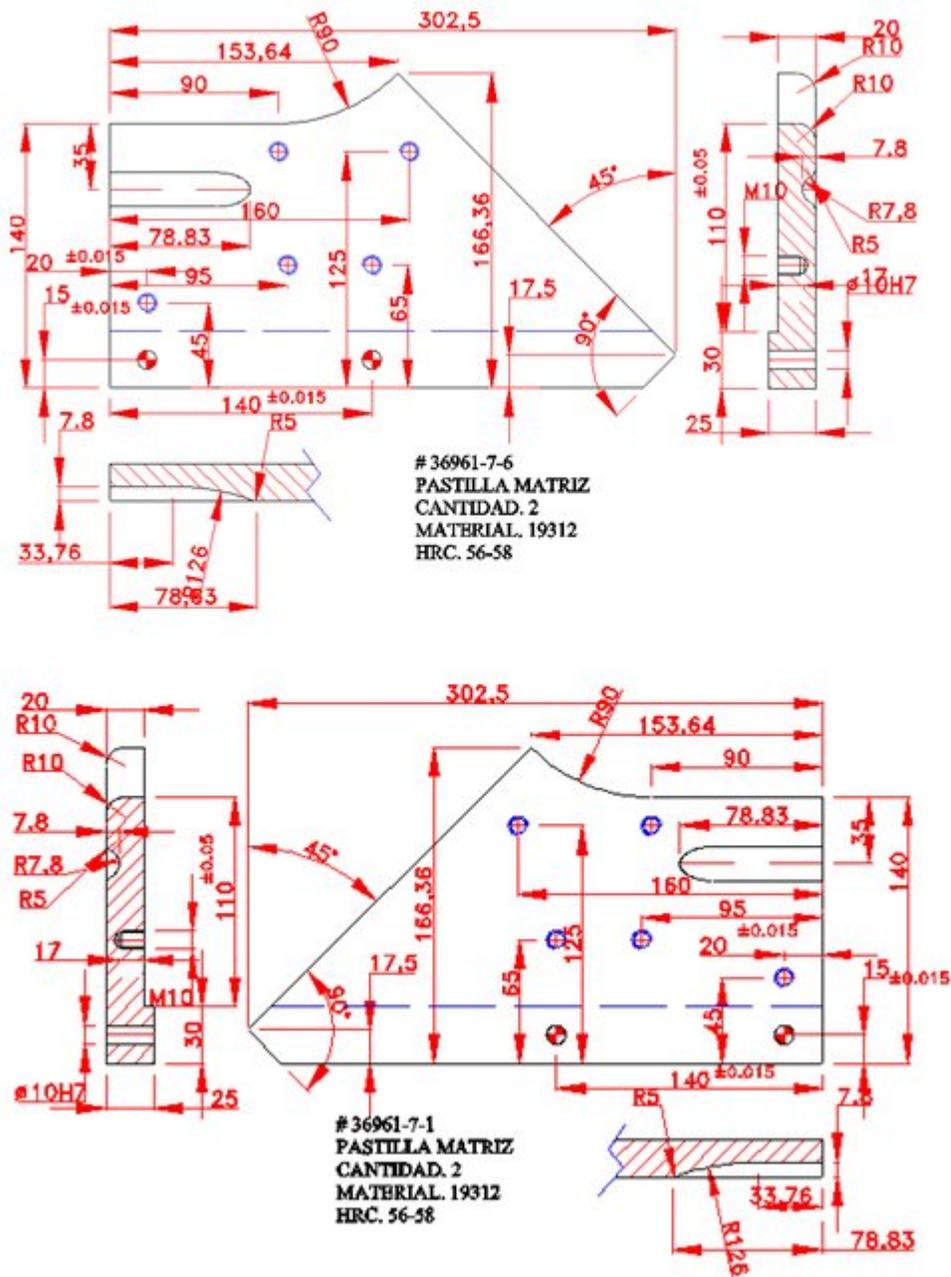


Figura # 2.8: Pastilla matriz izquierda y derecha que corresponde al ancho del fregadero

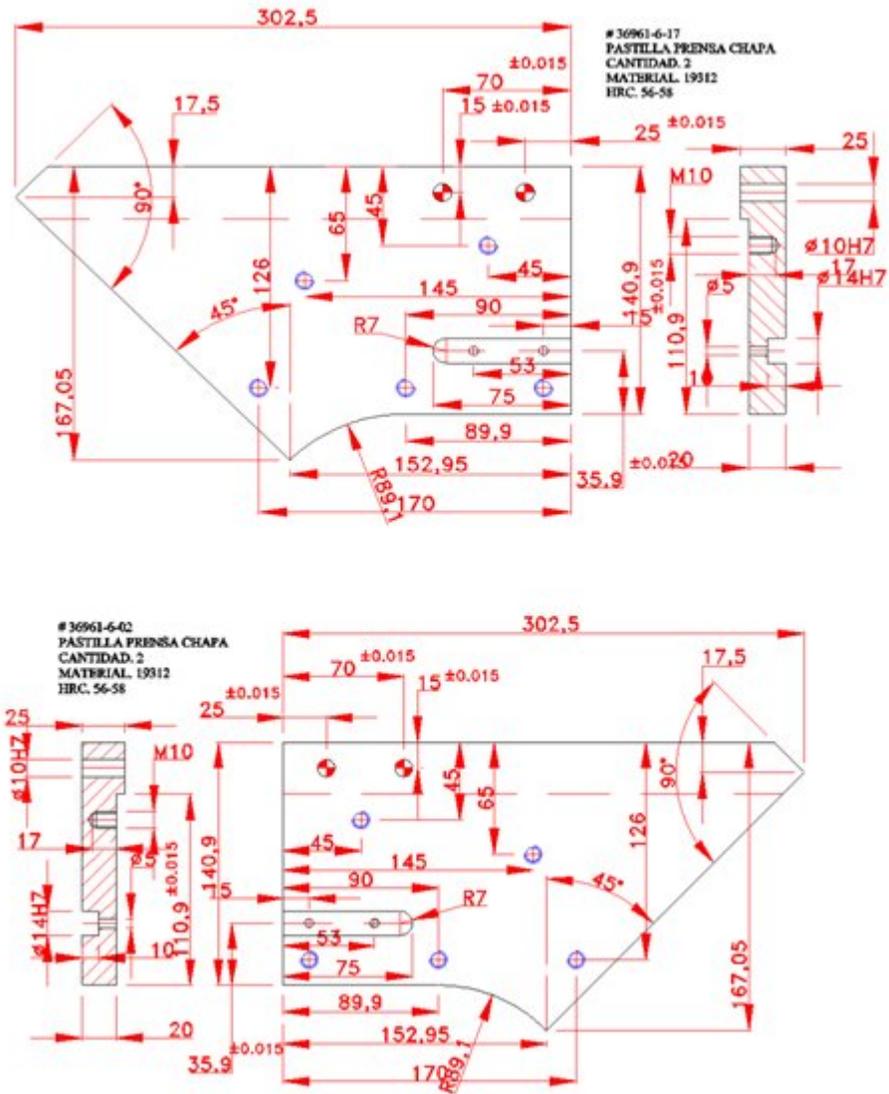


Figura # 2.9: Pastilla prensa chapa izquierda y derecha del ancho del fregadero

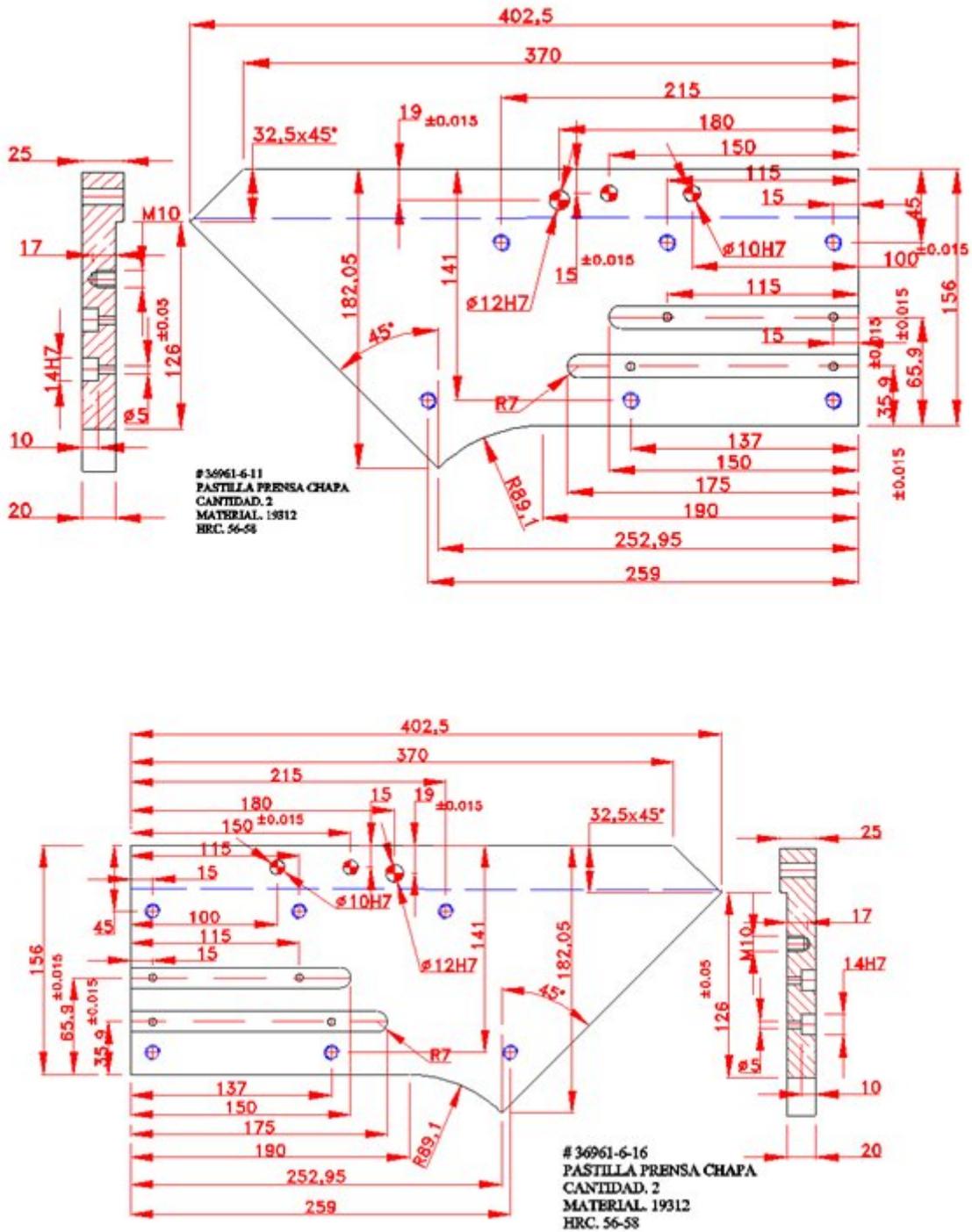


Figura # 2.10: Pastilla prensa chapa izquierda y derecha del largo del fregadero

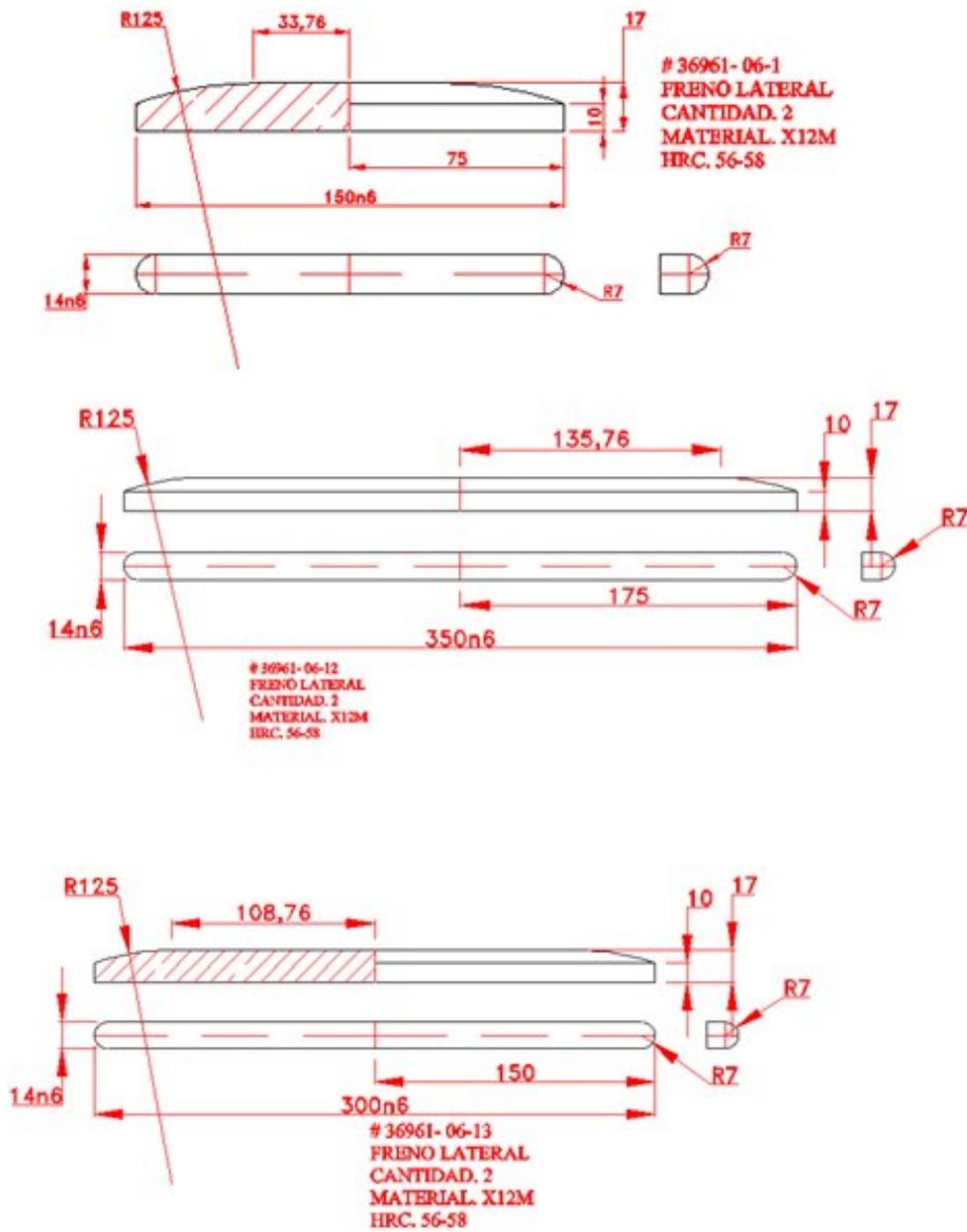
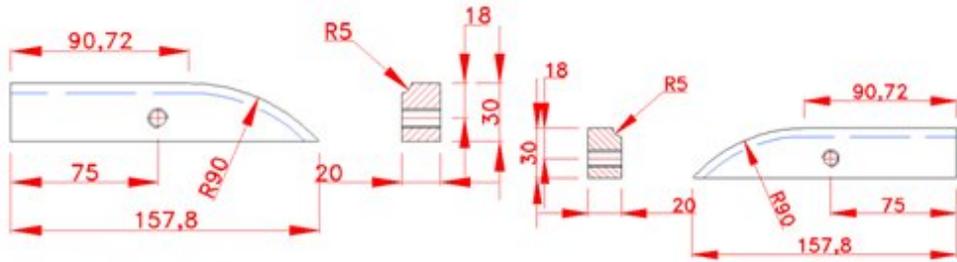
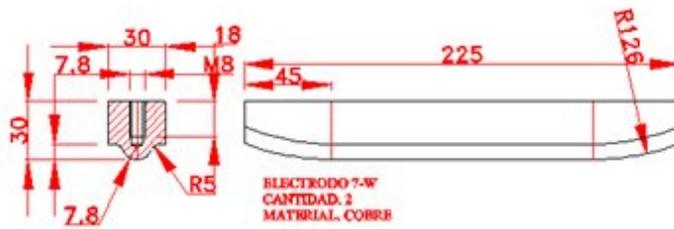


Figura # 2.11: Frenos laterales

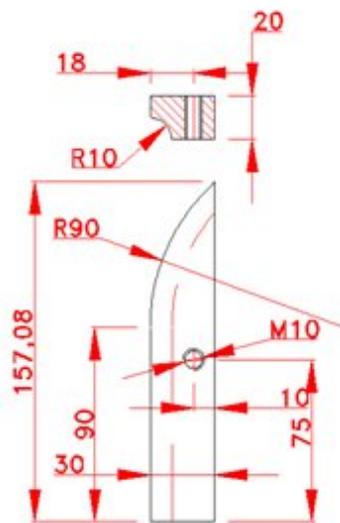


Electrodo #7N-1 Izquierdo
 Material. Cobre
 Cant. 3
 Usar en past. Matriz (7-1)y(7-7)

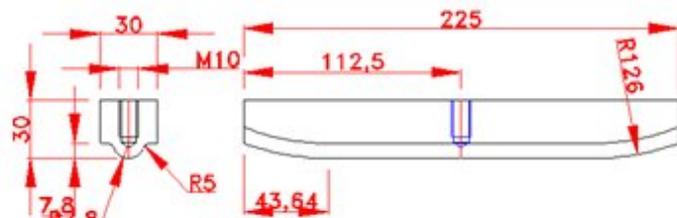
Electrodo #7N-6 Derecho
 Material. Cobre
 Cant. 3
 Usar en past. Matriz (7-6)y(7-10)



ELECTRODO 7-W
 CANTIDAD. 2
 MATERIAL. COBRE



ELECTRODO #7N-1 (IZQUIERDA)
 CANTIDAD. 3
 MATERIAL. COBRE
 USAR EN PASTILLA MATRIZ (7-1) y (7-7)



Electrodo #7-W
 Material. Cobre
 Cant. 2
 Usar en porta matriz general

Figura # 2.12: Electrodo de las pastillas

Las dimensiones de los porta pastillas del troquel del fregadero se encuentran en los anexos (*en las figuras# 3, 4, 5 y 6*)

2.7- Establecimiento de las relaciones cinemáticas del proceso

La velocidad de conformación se puede determinar por:

$$\dot{\varphi} = \frac{v}{h} = \frac{C * h}{h} = \text{constante} \quad (13)$$

La velocidad de conformación depende del grado de conformación el valor de esta es $\dot{\varphi} < 0.1s^{-1}$

2.8- Prever las fuerzas y las tensiones para ejecutar la operación de conformación

Una fórmula empírica para la determinación de la fuerza total de embutido es la ofrecida por Schaeffer [74] en la que se consideran la fuerza ideal, las fuerza de fricción (matriz/prensa chapas y matriz/chapa) y la fuerza de retroceso elástico.

$$F1 = \left[A_{RR} K_{f_m} \ln \frac{D}{d_e} \right] \quad (14) \text{ Fuerza de embutido ideal}$$

$$D = (0.77 * \frac{D_e}{d_e} + 0.23) d_e = 2 * \sqrt{\frac{c * f}{\pi}} \quad C \text{ y } f \text{ (ver figura \# 2.6)}$$

$$F2 = \left[2\mu F_n \frac{d_e}{D} \right] = \left[\frac{\pi}{2} * \mu * d_0^2 * P_{CP} * \frac{d_0}{s_0} * \frac{\beta_0^2 - 1}{2\beta} \right] \quad (15) \text{ Fuerza de apriete entre el prensa}$$

chapa y la región que ocupa.

$$F3 = \left[\left(e^{\mu \frac{\pi}{2}} - 1 \right) * (F2 + F1) \right] \quad (16) \text{ Fuerza de apriete matriz chapa}$$

$$F4 = \left[\pi d_e s_0 K_{f1} \frac{s_0}{4r_m} \right] \quad (17) \text{ Fuerza del retorno elástico}$$

La fuerza de embutido total es la suma de las ecuaciones (14), (15), (16) y (17) por lo que se obtiene:

$$F_{total} = F1 + F2 + F3 + F4 \quad (18)$$

$$p_{pc} = 0.0025 \left[(\beta_0 - 1)^2 + 0.5 \frac{d_e}{100s_0} \right] R_m \quad (19)$$

La fuerza máxima de embutido permitida en un proceso está limitada por la carga que puede ser transmitida a la chapa en las regiones más peligrosas de la pieza embutida. Según [74] esta fuerza se puede calcular por

$$F_{cr} = \pi D_e s_0 s \quad (20)$$

El espesor en cada instante del proceso de embutido, en relación a las deformaciones, puede expresarse por:

$$s = s_0 e^{\varphi_1} [-(1 + \beta)\varphi_1] = s_0 e^{-\varphi_1} \quad (21)$$

2.9- Considerar la influencia del endurecimiento por deformación, la relación de embutición, lubricación.

El endurecimiento por deformación puede ocurrir tanto en caliente o en frío. El endurecimiento en frío se relaciona con las direcciones de deslizamiento de los granos. El proceso de deslizamiento comienza en los cristales con las direcciones más favorable, luego los próximos deben vencer tensiones extras en sus límites con otros granos que tienen otra orientación, hasta que se orientan para poderse deformar. Así a medida que van quedando cristales con direcciones de deslizamiento más alejados de la óptima, se van haciendo necesarios valores mayores de tensión para que ocurra el proceso. Este endurecimiento en frío se puede eliminar por medio de un tratamiento térmico (recocido de recristalización). Esto se debe a que la energía suministrada en forma de calor crea un aumento en la movilidad de los átomos al aumentar su amplitud de oscilación. Esta movilidad hace comenzar a partir de los centros de recristalización, una nueva formación de granos, repitiéndose el proceso descrito. La nueva organización cristalina no presenta ya las condiciones anormales creadas por los esfuerzos exteriores, obteniéndose las propiedades iniciales del material. El endurecimiento en caliente aparece cuando la velocidad de conformación es tal que no le da tiempo al material a recristalizarse completamente.

Si el juego de embutido es calculable por la expresión

$$u_d = s_0 + k\sqrt{10s_0} \quad (22)$$

donde K asume los valores de 0.07, para el acero; 0.02 para el aluminio y 0.04 para otros materiales ferrosos

Para las aplicaciones generales, los lubricantes de uso común son los aceites minerales, soluciones de jabón y emulsiones para trabajo duro. Para aplicaciones más difíciles se usan recubrimientos, cera y lubricantes sólidos.

2.10- Simulación del proceso de embutido de chapas empleando el método de elementos finitos (MEF)

- f. Definir las variables de entrada con las que se trabajará, forma geométrica, material, parámetros del proceso, diagrama límite de conformado
- g. Establecer las condiciones de frontera para cada uno de esos parámetros
- h. Definir las variables de salida que interesan
- i. Diseñar la simulación para determinar el efecto de la variación de las variables de entrada sobre los indicadores de eficiencia.
- j. Validación del MEF

En esta parte solamente se tomarán los resultados de la simulación que se ha realizado por la corrida de un software conocido como ABAQUS entre las cuales tenemos las siguientes variables: Esfuerzo(S), desplazamiento/velocidad/aceleración (U), fuerza/reacción (RF)

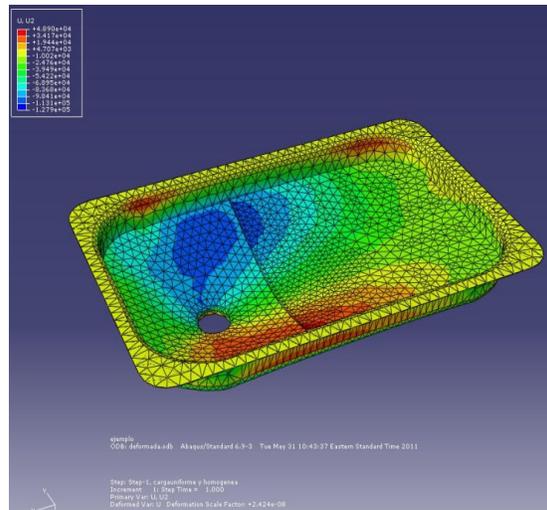
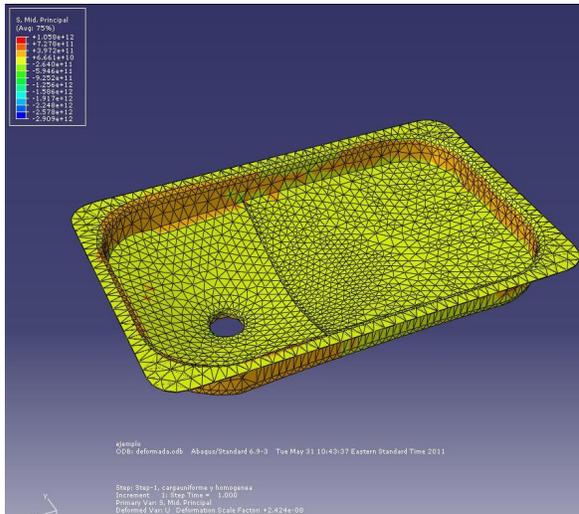


Figura # 2.13: Esfuerzo (S), Med. Principal **Figura # 2.14: Desplazamiento/velocidad/ aceleración (U)2**

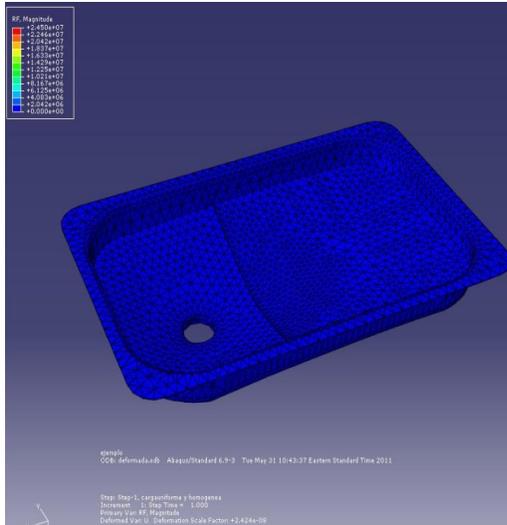


Figura # 2.15: Fuerza/reacción (RF). Magnitud

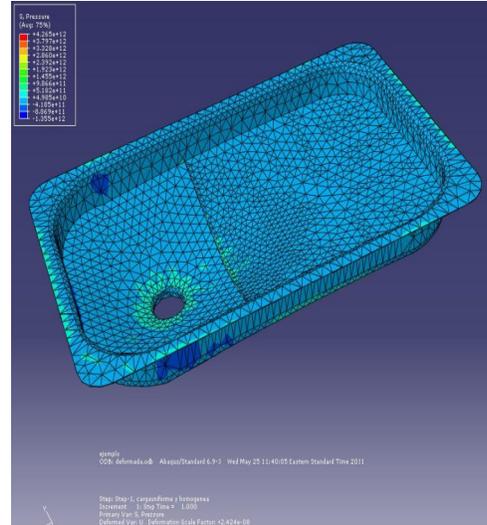


Figura # 2.16: Esfuerzo (S) Presión

2.11- Conclusiones parciales

1. En este capítulo se dieron cumplimiento a los objetivos planteados pues se da una metodología general para la planeación de procesos asistida por computadora así como una propuesta de la misma para la obtención de un fregadero.
2. Realizando un análisis de formabilidad de la chapa y de la recuperación elástica en el material de la pieza, la determinación de otras importantes informaciones tales como la distribución de la deformación del espesor, distribución de tensiones, número de pasos, esfuerzos del punzón, etc., son factores importantes que influyen sobre el ciclo completo del proceso de conformado por estirados de chapa.
3. Se puede ver como en la simulación de las operaciones de embutido de chapas, interactúan diferentes parámetros y actúan varios factores los cuales deben ser considerados, como las propiedades del material, las leyes constitutivas, las condiciones tribológicas y de fricción que son de gran importancia. Además tenemos las representaciones geométricas y los tiempos de cálculo computacional que deben ser también considerados para la simulación de la operación de conformado.
4. La planeación de procesos asistida por la computación (CAPP) y el diseño de herramientas han evolucionado como una de las herramientas de ingeniería más importante en el conformado de chapas debido a los nuevos requerimientos y desarrollos más importantes relacionados con la simulación de los procesos de embutido de chapa los cuales son de alta complejidad pues este proceso depende de un gran número de variables ya que en el mismo se relacionan los siguientes aspectos:
 - ✓ Geometría de la pieza. Dependiendo de la complejidad geométrica de la pieza, generalmente se requieren simulaciones tridimensionales.
 - ✓ Material de la pieza y de la herramienta. Es necesario emplear datos reales para la predicción correcta de la fluencia de material y de las fuerzas necesarias.

- ✓ Condiciones de la interface. Sobre todo, en lo relacionado con la fricción entre la pieza y la herramienta.
 - ✓ Procesos tecnológicos. Nuevos procedimientos y equipos se han introducido en los últimos años.
 - ✓ Evolución del hardware y del software
5. La tendencia actual del desarrollo es la integración de la planeación de procesos basada en el conocimiento, con los sistemas de planeación de procesos basados en la simulación y el conocimiento, con fuerte vínculo con los sistemas comerciales CAD y de elementos finitos.

Capítulo 3



Facultad de Ingeniería Mecánica

3.- Optimización de un proceso de estirado de chapa mediante la corrida de una herramienta numérica

El objetivo de este capítulo es continuar con la planeación de proceso donde se realizará la optimización mediante métodos de optimización numérica a partir de una función, utilizando el software Matlab. Es el nombre abreviado de MATrix LABoratory, un programa desarrollado por Mathworks, originalmente para el cálculo con matrices y vectores, pero que ha ido aumentando sus capacidades hasta cubrir perfectamente todo el amplio espectro de los cálculos ingenieriles contemporáneos. MATLAB se compone de un núcleo de código básico y un gran conjunto - por lo demás, extensible - de librerías especializadas, llamadas toolboxes. En la actualidad, MATLAB permite realizar prácticamente todas las operaciones del álgebra vectorial y matricial, operaciones de análisis matemático, solución de ecuaciones y sistemas de ecuaciones tanto algebraicas como diferenciales, aplicación de métodos de cálculo numérico, optimización, análisis estadístico, generación de gráficos en dos y tres dimensiones y otras muchas tareas de cómputo. Tampoco puede ser pasado por alto que MATLAB cuenta con una gran comunidad de usuarios, muchos de ellos pertenecientes a entornos académicos, por lo cual existe una enorme cantidad de código disponible para las más disímiles funciones, mucho del cual es accesible, gratuitamente, a través de la Internet [27, 76, 80].

La *figura # 3.1* muestra el análisis general previsto para el desarrollo del capítulo y la interrelación entre sus elementos.

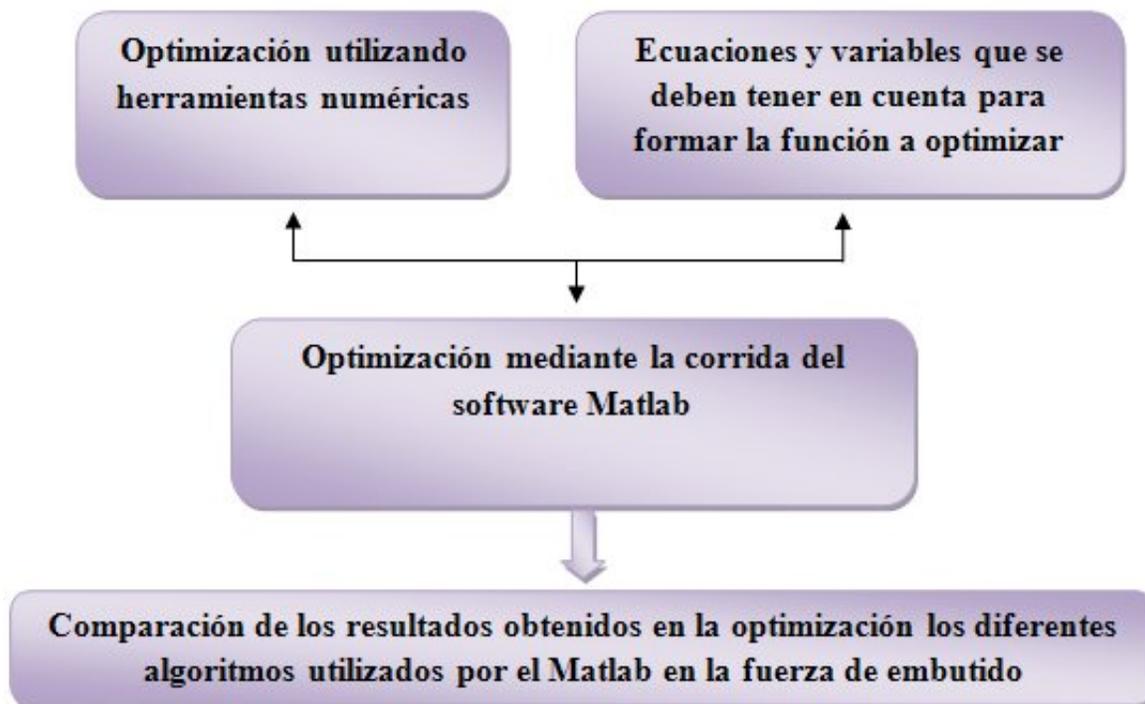


Figura # 3.1: Modelo de Optimización y comparación de los resultados obtenidos mediante los diferentes algoritmos utilizados.

En la **figura # 3.1** se consideran:

1. Realizar una optimización utilizando herramientas numéricas, estableciendo distintas ecuaciones y variables para formar la función a optimizar
2. Hacer la corrida del software Matlab para desarrollar la optimización y después realizar una comparación entre los diferentes algoritmos utilizados para la optimización de la fuerza de embutido.

En este capítulo se optimizará la fuerza de embutido mediante la creación de una función con dos variables $[x1, x2]$ la cual es la ecuación (18) que se establece en el **Capítulo II**

$$F_{total} = F1 + F2 + F3 + F4$$

Donde las variables son sustituidas en las ecuaciones (3 y 7) llamando “x1, x2” a las dimensiones iniciales de la chapa:

$$d_e = 0.5D_e = \sqrt{\frac{AB}{\pi}} = \sqrt{\frac{x1.*x2}{\pi}} \qquad D_e = 2\sqrt{\frac{AB}{\pi}} = 2\sqrt{\frac{x1.*x2}{\pi}}$$

Después de poner la fuerza en función de las variables se determinará el valor de la fuerza de embutido óptima, pues los parámetros finales del fregadero son fijos como son el largo (a) y el ancho (b) de la copa embutida además se tomará para los valores de las variables entre dos intervalos los cuales se determinan mediante las dimensiones de la chapa inicial ya que el fregadero se produce en nuestra empresa y a partir de las mismas se establecen los valores mínimos y máximos para establecer la optimización, estos valores son $623.75 \leq x1 \leq 625.00$ y $798.75 \leq x2 \leq 800.00$. Todos los parámetros que aparecen en la ecuación (18) se ponen en función de estas dos variables en la cual tenemos la ecuación (10):

$$A_{RR} = ab + (2a + 2b)(h_{perm.})_R$$

Donde sustituimos la ecuación (11):

$$(h_{perm.})_R = \frac{\pi d_e (h_{perm.})_C + \frac{\pi d_e^2}{4} - ab}{2(a + b)}$$

Luego en $(h_{perm.})_R$ sustituimos las ecuación (8):

$$(h_{perm.})_C = \left[\frac{D_e - (0.5D_e)^2}{4(0.5D_e)} \right] = \frac{3}{8} D_e = \frac{3}{4} \sqrt{\frac{x1.*x2}{\pi}}$$

Se obtiene la ecuación (10) en función de “x1 y x2”:

$$A_{RR} = ab + (2a + 2b) \left[\frac{\pi \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} * \frac{3}{4} \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} + \frac{\pi \sqrt{\frac{x1 * x2^2}{\pi}}}{4} - ab}{2(a + b)} \right]$$

Después se hace lo mismo en la ecuación (19):

$$P_{PC} = 0.0025 \left[\left(\frac{2 * \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} - 1 \right)^2 + 0.5 * \frac{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{100 * s_0} \right] * R_m$$

En las relaciones de embutido se sustituyen las ecuaciones (3 y 7) en función de ‘x1 y x2’:

$$\beta_0 = \frac{D_e}{d_e} = \frac{2 \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} = 2$$

Y

$$\beta = \frac{D}{d_e} = \frac{2 \sqrt{\frac{c * f}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} = \frac{2 \sqrt{\frac{410 * 610}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}$$

Además se sustituyen dichas variables en la ecuación (12) quedando de la forma:

$$r_m = 0.035 \left[50 + \left(2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} - \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} \right) \right] \sqrt{s_0}$$

Se que ponen además la ecuación de las tensiones medias en función de esas dos variables

$$k_{fm} = \frac{k_{f1} + k_{f2}}{2}$$

$$k_{fm} = \frac{k\varphi^n + k\varphi^n}{2}$$

$$k_{fm} = \frac{k * \left(\ln \sqrt{\beta_0^2 + 1 - \beta^2} \right)^n + k * \left(\ln \frac{D_0}{d_0} \right)^n}{2}$$

$$k_{fm} = \frac{k * \left(\ln \sqrt{\left(\frac{2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^2 + 1 - \left(\frac{2\sqrt{\frac{410 * 610}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^2} \right)^n + k * \left(\ln \frac{2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^n}{2}$$

Por tanto en la ecuación (18) se sustituyen las ecuaciones (14, 15 y 16) en función de las variables utilizando todas las transformaciones realizadas hasta este punto quedando estas de la siguiente manera:

$$F1 = ab + (2a + 2b) \left(\frac{\pi \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} * \frac{3}{4} \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}} + \frac{\pi \sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{4 - ab}}{2(a + b)} \right) *$$

$$\frac{k * \left(\ln \sqrt{\left(\frac{2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^2 + 1 - \left(\frac{2\sqrt{\frac{410 * 610}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^2} \right)^n + k * \left(\ln \frac{2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}} \right)^n}{2} * \ln \frac{2\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 * x2}{\pi}}}$$

$$F2 = \left[\frac{\pi}{2} \cdot \mu \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}} \cdot 0.0025 \left[\frac{2 \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}} - 1 \right] + 0.5 \cdot \frac{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}}{100 \cdot s_0} \cdot R_m \right] \\ * \frac{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}}{s_0} * \frac{\left(\frac{2 \cdot \sqrt{\frac{410 \cdot 610}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}} - 1 \right)^2}{2 \cdot \left(\frac{2 \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}} \right)}$$

$$F3 = \left[\left(e^{\frac{\mu \cdot \pi}{2}} - 1 \right) \cdot (F2 + F1) \right]$$

$$F4 = \pi \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}} \cdot s_0 \cdot k \cdot \left(\ln \frac{2 \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}}{\sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}}} \right)^n * \frac{s_0}{4 \cdot 0.035 \left[50 + \left(2 \cdot \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}} - \sqrt{\frac{x1 \cdot x2}{\pi}} \right) \right] \sqrt{s_0}}$$

Donde tenemos como valores fijos como a=558mm, b=358mm que son el largo y ancho de la copa embutida, $s_0=0.6\text{mm}$ que es el espesor inicial de la chapa, $Rm=582\text{Mpa}$ que es la tensión máxima del material, $\mu=0.11$ el coeficiente de fricción, $c=410\text{mm}$ y $f=610\text{mm}$ el largo y ancho del flanco del fregadero respectivamente, $k=540\text{MPa}$ que es la contante de plasticidad del material utilizado, $n=0.244$ que es el coeficiente de endurecimiento de del material de la chapa y la restricciones de las variables $623.75 \leq x1 \leq 625.00$ y $798.75 \leq x2 \leq 800.00$

Después de tener la función a optimizar se realiza la corrida de la misma en el software Matlab la cual se muestra a continuación:

```
function f = optimización(x)
```

```
% Declaración de la función de embutido en función de x (1) y x (2)
```

```
% Realizando la optimización mediante un algoritmo genético
```

```
f=558.*358+(2.*358+2.*558).*(0.75.*x(1).*x(2)+x(1).*x(2)./4-
(358.*558))./(2.*358.*558).*(540.*(log(sqrt(2^2+1-
(2.*sqrt(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi).^2))).^0.244+540.*(log(2)).^0.244)./2.*log(2.*sqrt(
410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi))+pi./2.*0.11.*x(1).*x(2)./pi.*0.0025.*(1+0.5.*sqrt(x(1).*x(
2)./pi))./(100.*0.6).*582.*(sqrt(x(1).*x(2)./pi))./0.6.*(4-
1./(2.*sqrt(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi))))+(exp(0.6.*pi./2)).*(558.*358+(2.*358+2.*558
).*(0.75.*x(1).*x(2)+x(1).*x(2)./4-(358.*558))./(2.*358.*558).*(540.*(log(sqrt(2^2+1-
(2.*sqrt(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi).^2))).^0.244+540.*(log(2)).^0.244)./2.*log(2.*sqrt(
(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi))+pi./2.*0.11.*x(1).*x(2)./pi.*0.0025.*(1+0.5.*sqrt(x(1).*x(
2)./pi))./(100.*0.6).*582.*(sqrt(x(1).*x(2)./pi))./0.6.*(4-
1./(2.*sqrt(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi)))))+pi.*sqrt(x(1).*x(2)./pi).*0.60.*540.*(log
(sqrt(4+1-
(2.*sqrt(410.*610./pi)/sqrt(x(1).*x(2)./pi).^2))).^0.244.*0.6./(4.*0.035.*51.*sqrt(0.6)));
```

3.1. Resultados obtenidos en el Matlab

Diagnostic information.

```
Fitness function = @optimizacion
Number of variables = 2
0 Inequality constraints
0 Equality constraints
0 Total number of linear constraints
```

Modified options:

```
options.StallGenLimit = 20
options.Display = 'diagnose'
options.PlotFcns = {@gaplotgenealogy @gaplotscorediversity @gaplotselection
@gaplotstopping @gaplotrankhist @gaplotspread }
options.OutputFcns = {@gamultiobjtooloutput}
```

End of diagnostic information.

	Average	Average	
Generation	f-count	Pareto distance	Pareto spread
1	60	0	0
2	90	0	0
3	120	0	0
4	150	0	0
5	180	0	0
6	210	0	0
7	240	0	0
8	270	0	0
9	300	0	0
10	330	0	0
11	360	0	0
12	390	0	0
13	420	0	0
14	450	0	0
15	480	0	0
16	510	0	0
17	540	0	0
18	570	0	0
19	600	0	0
20	630	0	0
21	660	0	0
22	690	0	0

Optimization terminated: average change in the spread of Pareto solutions less than options.
TolFun.

Index ▲	f1	x1	x2
1	1,033,307,446.818	623.75	798.75
2	1,033,307,446.818	623.75	798.75
3	1,033,307,446.818	623.75	798.75
4	1,033,307,446.818	623.75	798.75
5	1,033,307,446.818	623.75	798.75
6	1,033,307,446.818	623.75	798.75
7	1,033,307,446.818	623.75	798.75
8	1,033,307,446.818	623.75	798.75
9	1,033,307,446.818	623.75	798.75
10	1,033,307,446.818	623.75	798.75
11	1,033,307,446.818	623.75	798.75
12	1,033,307,446.818	623.75	798.75
13	1,033,307,446.818	623.75	798.75
14	1,033,307,446.818	623.75	798.75
15	1,033,307,446.818	623.75	798.75
16	1,033,307,446.818	623.75	798.75
17	1,033,307,446.818	623.75	798.75
18	1,033,307,446.818	623.75	798.75
19	1,033,307,446.818	623.75	798.75
20	1,033,307,446.818	623.75	798.75
21	1,033,307,446.818	623.75	798.75
22	1,033,307,446.818	623.75	798.75
23	1,033,307,446.818	623.75	798.75
24	1,033,307,446.818	623.75	798.75
25	1,033,307,446.818	623.75	798.75
26	1,033,307,446.818	623.75	798.75
27	1,033,307,446.818	623.75	798.75
28	1,033,307,446.818	623.75	798.75
29	1,033,307,446.818	623.75	798.75
30	1,033,307,446.818	623.75	798.75

Tabla # 3.1: Cantidad de generaciones en la optimización de la función objetivo

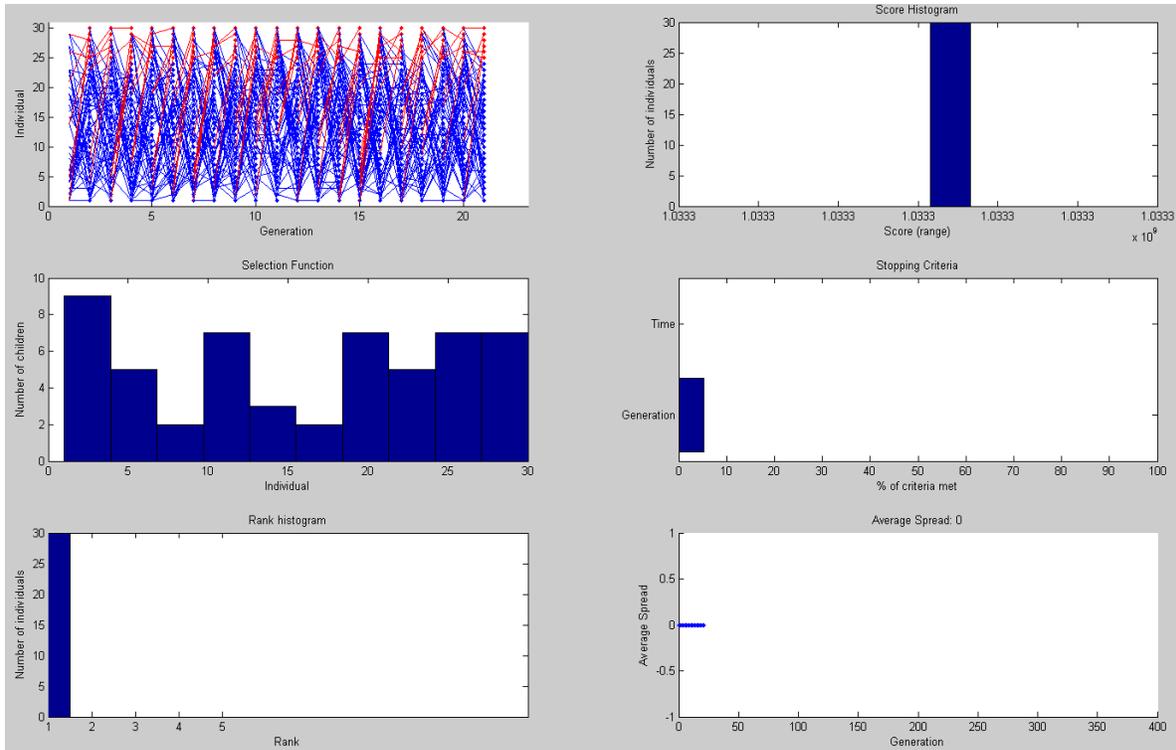


Figura # 3.2: Gráficos obtenidos en Matlab en función del algoritmo utilizado

3.2.- Explicación del Algoritmo Genético Multiobjetivo.

En esta primera optimización se utiliza un algoritmo genético multiobjetivo conocido en Matlab como: (gamultiobj) este algoritmo realiza la minimización de lo diferentes componentes en la función objetivo utilizada obteniendo el mínimo valor óptimo dentro de las restricciones. En este caso se utilizó una población de doble vector, con un tamaño de población de 15 por el número de variables, un rango inicial entre [0,1], una selección basada en torneo con un tamaño 2, una reproducción con una fracción de cruce de 0.8, la mutación está llevada a cabo por la función por defecto del programa la cual utiliza la distribución Gaussiana sin restricciones y una posibilidad de adaptarse de otra manera. Utiliza para el cruce una función intermedia de rango 1, en la migración se utiliza una dirección hacia adelante donde la última subpoblación emigra hacia la próxima población es[(n)th pasa a (n+1)th] esta tiene una fracción de 0.8 y un intervalo de 20. En las herramientas de solución del problema multiobjetivo se utiliza una función para medir la distancia por defecto del programa conocida como (distancercrowding) o lo que es lo mismo distancia de desplazamiento la cual utiliza una fracción de población por Pareto de 0.35. En el criterio de parada se estableció una generación de 200 por los números de variables, un tiempo límite infinito, el límite de buen estado infinito y la parada de generaciones en 30 generaciones, la función de tolerancia usada es de 1E-4.

Se obtuvieron diferentes gráficas entre las que tenemos (*ver figura # 3.2*).

Genealogía (Genealogy): Grafica la genealogía de los individuos, líneas desde una generación a la otra, en la gráfica están señaladas por líneas de colores, las líneas rojas indican la mutación de los hijos, las líneas azules indican el cruce de los hijos y las líneas negras indican los individuos elite.

Rango de diversidad (Score diversity): Grafica en un histograma el rango por cada generación.

Selección (selection): Grafica en un histograma a los padres. En esta se muestra la contribución de los padres en cada generación.

Parada (stopping): Grafica el nivel de criterio de parada.

Histograma de categoría (Rank Histogram): Grafica la fracción de los individuos por cada iteración de Pareto. La categoría 1 son los mejores individuos y la categoría 2 son los individuos que son dominados solo por los individuos de la categoría 1.

Extensión del promedio de Pareto (Average Pareto spread): Grafica los cambios en la medida de la distancia de los individuos con respecto a las generaciones anteriores.

3.3.- Resultados obtenidos en la segunda corrida del software utilizando otro algoritmo

Diagnostic information.

```
Fitness function = @optimizacion
Number of variables = 2
0 Inequality constraints
0 Equality constraints
0 Total number of linear constraints
```

Modified options:

```
options.StallGenLimit = 20

options.SelectionFcn = @selectionroulette

options.Display = 'diagnose'

options.PlotFcns = { @gplotbestf @gplotbestindiv @gplotexpectation
@gplotgenealogy @gplotrange @gplotscorediversity @gplotscores
@gplotselection @gplotstopping}

options.OutputFcns = { @gatoooloutput }
```

End of diagnostic information.

Generation	f-count	Best f(x)	Mean f(x)	Stall Generations
1	40	1.033e+009	1.037e+009	0
2	60	1.033e+009	1.036e+009	1
3	80	1.033e+009	1.036e+009	2
4	100	1.033e+009	1.035e+009	3
5	120	1.033e+009	1.034e+009	4
6	140	1.033e+009	1.034e+009	5
7	160	1.033e+009	1.034e+009	6
8	180	1.033e+009	1.033e+009	7
9	200	1.033e+009	1.033e+009	8
10	220	1.033e+009	1.033e+009	9
11	240	1.033e+009	1.033e+009	10
12	260	1.033e+009	1.033e+009	11
13	280	1.033e+009	1.033e+009	12
14	300	1.033e+009	1.033e+009	13
15	320	1.033e+009	1.033e+009	14
16	340	1.033e+009	1.033e+009	15
17	360	1.033e+009	1.033e+009	16
18	380	1.033e+009	1.033e+009	17
19	400	1.033e+009	1.033e+009	18
20	420	1.033e+009	1.033e+009	19
21	440	1.033e+009	1.033e+009	20

Optimization terminated: average change in the fitness value less than options.TolFun.

X1	X2
623.75	798.75

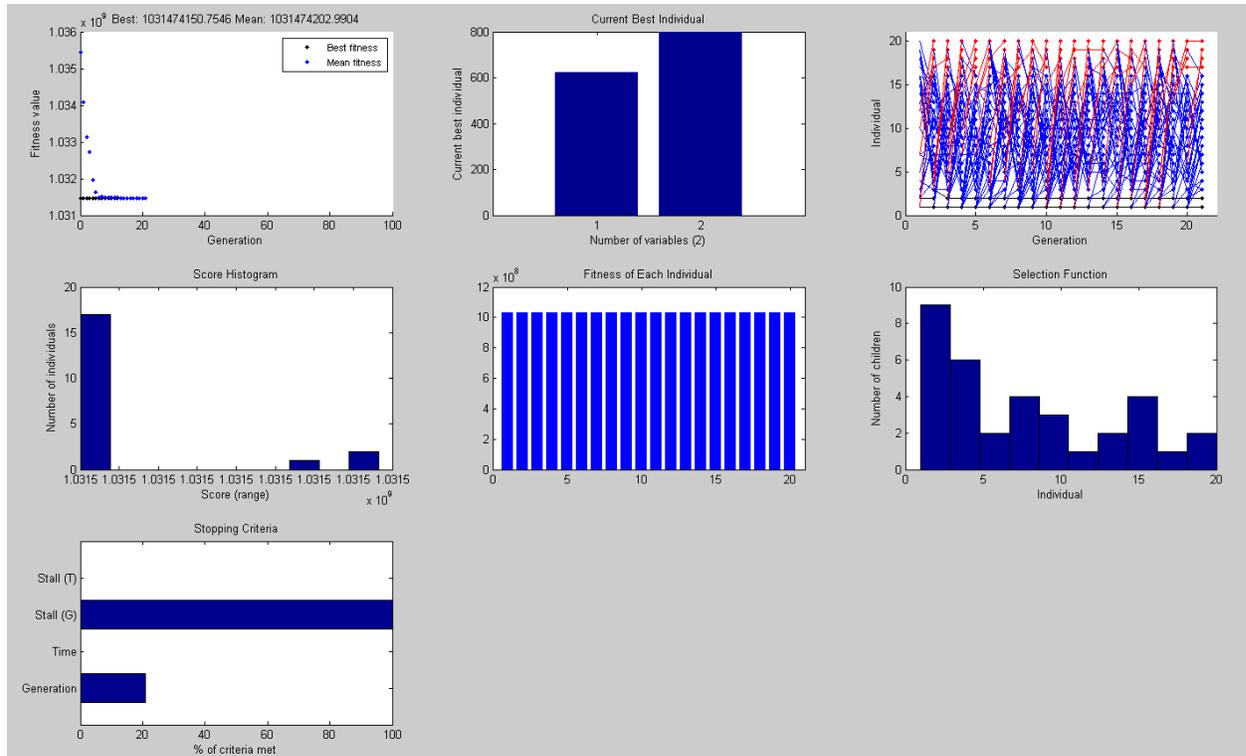


Figura # 3.3: Gráficos obtenidos en Matlab en función del algoritmo utilizado

3.4.- Explicación del Algoritmo Genético simple.

En la segunda optimización se utiliza un Algoritmo Genético conocido en el Matlab como (ga) la cual busca un mínimo de la función objetivo utilizando un algoritmo genético dentro del intervalo dado como restricciones de las variables utilizadas. Al igual que en el primer algoritmo utilizamos una población de doble vector, con un tamaño de población de 20, la función de creación es la que tiene el programa por defecto la cual es uniforme si no existe ninguna limitación y posibilidad de obtener poblaciones de otra manera, el rango inicial está entre [0,1]. Como escala de la función a optimizar se utiliza una escala por categoría o ranking. La selección se realiza por rueda de ruleta. La reproducción se realiza por una cuenta elite de 2 y una fracción de cruce de 0.8. La mutación está llevada a cabo por la función por defecto del programa la cual utiliza la distribución Gaussiana sin restricciones y una posibilidad de adaptarse de otra manera. El cruce se realiza por una función de esparcimiento donde se crea al azar un vector binario en la selección de los genes donde el vector es 1 para los primeros padres y el vector es 0 en los genes del los segundos padres y la combinación de los genes se obtienen los hijos. En la migración se utiliza una dirección hacia adelante igual que en el primer algoritmo utilizado donde la última subpoblación emigra hacia la próxima población es decir [(n)th pasa a (n+1)th] esta tiene una fracción de 0.2y un intervalo de 20. En las herramientas de solución del problema que es donde se definen los parámetros específicos del algoritmo se utiliza un valor inicial de 10 y un factor de valor de 100 donde se incrementa el valor inicial. En el criterio de parada se establece una generación de 100, en un límite de tiempo infinito, el límite de la función a optimizar es infinito, el valor final de generaciones es de 20 en un límite de tiempo infinito, la tolerancia de la función es de 1E-6 y la tolerancia de

contracción no linear es de $1E-6$. Mediante la optimización utilizando este algoritmo genético se obtuvieron diferentes graficas entre las que tenemos (*ver figura # 3.3*).

Función mejor (Best fitness): Se grafica el mejor valor de la función en cada generación contra el número de interacciones.

Mejor individuo (Best individual): Se grafica el vector de entrada de los individuos con el mejor valor de la función en cada generación.

Genealogía (Genealogy): Grafica la genealogía de los individuos, líneas desde una generación a la otra, en la gráfica están señaladas por líneas de colores, las líneas rojas indican la mutación de los hijos, las líneas azules indican el cruce de los hijos y las líneas negras indican los individuos elite.

Rango de diversidad (Score diversity): Grafica en un histograma el rango por cada generación.

Selección (selection): Grafica en un histograma a los padres. En esta se muestra la contribución de los padres en cada generación.

Rango (Score): Se grafica los rangos de los individuos por cada generación.

Parada (stopping): Grafica el nivel de criterio de parada.

3.5.- Comparación de los resultados obtenidos entre un algoritmo genético y otro en cuanto a la optimización de la fuerza de embutido.

En esta parte del trabajo se pretende realizar una comparación entre los resultados obtenidos en la optimización realizada por la corrida del software utilizando dos algoritmos genéticos uno simple y uno multiobjetivo. En ambos algoritmo se obtuvo el mismo valor óptimo de la función el cual es $1.033E9$ N, al igual que ambos evalúan la función objetivo en el valor mínimo de las restricciones pues ambos tiene como objetivo encontrar el mínimo valor para optimizar la función. En las gráficas de genealogía se puede observar como en el algoritmo multiobjetivo hay más cruzamientos entre hijo que en el otro algoritmo por lo cual se obtienen más generaciones por tanto se puede alcanzar un valor más óptimos, pero en el algoritmo genético simple se generan más mutaciones entre los hijos que en el multiobjetivo lo cual trae consigo que hayan individuos con mejores características por tanto hay posibilidad de que se obtengan mejores individuos elites. En las gráficas de selección se puede observar que la menor obtención del número de hijos por individuos se obtiene en el algoritmo genético simple entre 10 y 15 individuos que tienen 1 hijo y el máximo número de hijos se obtiene en el algoritmo genético multiobjetivo entre 0 y 5 individuos con 9 hijos por tanto se obtienen más hijos en el multiobjetivo pero hay que aclarar que hay más individuos por tanto la optimización es mucho más exacta pues se generan más soluciones escogiéndose la mejor. En los histogramas de rango se puede ver como en dependencia al aumento del número de individuos observamos como el rango del valor óptimo de la función objetivo se mantiene en ese rango ese es el caso del algoritmo multiobjetivo mientras que en el algoritmo genético

simple se puede observar que hay tres rangos donde se evalúa la función objetivo en dependencia del número de individuos y se toma el valor del rango donde son evaluadas más cantidad de individuos. Se puede observar como el algoritmo genético multiobjetivo es el mejor en cuanto a la optimización de la función objetivo ya que en este se establecen muchas más poblaciones y cruzamientos así como la reproducción de los individuos pues se obtienen más cantidad de hijo y así se puede obtener mejores soluciones con mejores adaptaciones y cualidades, así la solución de la fuerza de embutido es más real lográndose con esta optimización mejor eficiencia en la producción del fregadero producido en la EIMPUD pues estas herramientas numéricas son capaces de general múltiples soluciones escogiendo la mejor de ellas.

3.6.- Conclusiones parciales

1. Para los procesos de estirado de chapas metálicas no existe una expresión analítica que describa las relaciones funcionales entre los parámetros tecnológicos del proceso y el dimensionamiento e integración de los elementos constitutivos de la herramienta. Tampoco existen criterios uniformes en cuanto a los elementos a optimizar en la operación.
2. La complejidad inherente a las operaciones de embutido de chapas conduce a la necesaria aplicación de un enfoque sistémico en la búsqueda del conjunto de soluciones racionales desde el punto de vista técnico-económico, lo que sugiere el desarrollo de metodologías científicamente fundamentada de análisis y síntesis de sistemas de ingeniería , soportada en un sistema CAD/CAPP. Por lo que en este capítulo se logró la optimización de la fuerza de embutido a partir de datos reales del proceso de conformado de un fregadero producido en la EIMPUD logrando la optimización mediante el uso de un software conocido como Matlab donde se ejecutó la programación de dos algoritmos genéticos uno simple y uno multiobjetivo donde se obtuvieron gráficas de la corrida del programa donde se puede ver como ocurrió el proceso y se obtuvo el valor óptimo de la función objetivo.

Conclusiones



Facultad de Ingeniería Mecánica

1. En este trabajo se dio cumplimiento al objetivo general del trabajo pues se realizó un estudio sobre las herramientas de Inteligencia Artificial donde se dieron a conocer las diferentes técnicas y la planeación de proceso asistida por computadora donde se ofrecieron una amplia información en cuanto a la forma de utilizarlas así como su funcionamiento y sus características. Además se puede observar como la introducción de estas le dan a la producción un mayor rendimiento debido a su amplia capacidad de solucionar múltiples problemas hasta sin conocer todos los datos pues una vez que estos sistemas se han adaptado son capaces de desarrollar soluciones de otros problemas que nunca fueron usados en su adaptación, desarrollando diseños eficientes de cualquier producto con una calidad impresionante, con una gran flexibilidad.
2. Además se le dio utilización a estas herramientas a través de la propuesta de una planeación y programación de procesos asistida por computadora para realizar la optimización de una pieza producida por estirado de chapa.
3. También se cumplieron con los objetivos planteados pues se brinda una amplia información sobre tecnologías y métodos actuales que usan estas técnicas en los procesos de conformado de metales. Donde hay diferentes metodologías que son capaces de crear modelos sin la utilización del material en proceso. También se dan máquinas que utilizan estas técnicas inteligentes para desarrollar piezas de geometrías complejas que hasta hace poco era muy difícil hacer.
4. Además se puede observar como las tecnologías asistidas por computadoras con la introducción de estas técnicas traen consigo un salto en la optimización de las producciones a partir del conformado de metales, así como, un aumento en la competitividad entre las grandes empresas productoras de piezas conformadas pues en este trabajo se obtuvo la optimización de la fuerza de embutido de un fregadero que se produce actualmente en la empresa INPUD de Villa Clara la cual es de **1.033E+9 N** y se obtuvo mediante la corrida de dos algoritmos genéticos a partir de datos reales como las dimensiones de la chapa inicial, así como, sus propiedades y las dimensiones del producto obtenido que es el fregadero.

Recomendaciones



Facultad de Ingeniería Mecánica

1. En este trabajo se deja plasmado un resumen práctico para el estudio de las diferentes técnicas de inteligencia artificial y la planeación de procesos asistidas por computadoras el cual es recomendable su lectura pues le puede servir a los estudiantes de la carrera de Ingeniería Mecánica para su familiarización con estas modernas técnicas capaces de desarrollar diseños óptimos de piezas de cualquier geometría con ahorros económicos considerables.
2. Además se hace referencia a modernas tecnologías que utilizan estas técnicas para establecer soluciones de problemas prácticos y se recomienda dar seguimiento a esta investigación para conocer los avances en la producción de piezas conformadas con el uso de estas técnicas y así ver cuán avanzada están las tecnologías en el mundo actual.
3. También se deja plasmado una propuesta de una metodología de una planeación asistida por computadora de una pieza real además se dan resultados obtenidos en diferentes software como es el caso de una simulación por elementos finitos utilizando el ABAQUS y una optimización de la fuerza de embutido mediante dos algoritmos genéticos en el Matlab además con este software no solamente se puede realizar la optimización de dicha fuerza sino de cualquier otro parámetro que actué en el proceso de estirado de chapas.
4. Se debe seguir adquiriendo experiencias en la optimización de este complejo procesos y después que se obtenga los valores óptimos de cualquier parámetro realizar un ensayo de este valor obtenido por un programa en la realidad para comparar y así establecer si estos software son confiables para obtener mejor eficiencia en la producción de nuestras empresas y así tener menos costos de producción.

Bibliografía



Facultad de Ingeniería Mecánica

1. Anchor, K.P., Zydallis, J.B., Gunsch, G.H. and Lamont, G.B. (2003). "Different Multi-objective Evolutionary Programming Approaches for Detecting Computer Network Attacks", in Carlos M. Fonseca, Peter J. Fleming, Eckart Zitzler, Kalyanmoy Deb and Lothar Thiele (editors), *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Second International Conference, EMO 2003*, pp. 707--721, Springer. Lecture Notes in Computer Science.
2. Andersson, J. (2003). "Applications of a Multi-objective Genetic Algorithm to Engineering Design Problems", in Carlos M. Fonseca, Peter J. Fleming, Eckart Zitzler, Kalyanmoy Deb and Lothar Thiele (editors), *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Second International Conference, EMO 2003*, pp. 737--751, Springer. Lecture Notes in Computer Science. Volume 2632, Faro, Portugal.
3. Arora, J. S., Introduction to Optimum Design, McGraw-Hill, New York, 1989, 412-414.
4. *ASM Handbook. Vol. 14B* (2005) pp. 673-696.
5. Ayari, F., T. Lazghab, and E. Bayraktar, Parametric Finite Element Analysis of square cup deep drawing. Archives of Computational Materials Science and Surface, 2009. 1(2): p. 106-111.[15] K. Manabe, M. Yang, Proc. 4th Int. Conf. Tech. Plasticity, 1993, pp. 1905–1910.
6. Back, T., Hoffmeister F., and Schwefel H.P., (1992). "A Survey of Evolution Strategies". Proceeding of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, CA: Morgan
7. Banzhaf W, Nordin P, Keller RE, Francone FD: "Genetic Programming –an Introduction: on the Automatic Evolution of Computer Programs and its Applications". Morgan Kaufmann, 1998.
8. C. García, D. Celentano, F. Flores, J.P. Ponthoty O. Oliva. *J.Mater. Proc. Technol.* 172 (2006)461-471.
9. C. Jia, "Self-adaptive flat control based on artificial intelligence," *Gangtie Yanjiu Xuebao* (J. of Iron and Steel Research), 58–61, No. 13, July–Aug. (2001).
10. Charnes, A. and Cooper, W.W (1961). "Management Models and Industrial Applications of Linear programming". Vol 1. John Wiley, New York
11. Chipperfield, A.J. and Fleming, P.J. (1995). "Gas Turbine Engine Controller Design using Multi-objective Genetic Algorithms". In A.M.S. Zalzal, editor, *Proceedings of the First IEE/IEEE International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and applications*, GaLESIA'95, pages 214-219, Halifax Hall, University of Sheffield, UK, IEEE.
12. Claus, V., Hopf, J. , and Schwefel H.P.(Eds.). "Evolutionary Algorithms and their Application", Dagstuhl seminar Report No- 140, March 1996.
13. Crevillén, G.y.D.D. (2008) "Home page sobre Algoritmos Genéticos" en Nexus 7. Volume,
14. D.M.Woo, *J.Mech. Eng. Sci.* 2 (1964) 116-131.

15. D.M.y.G., “Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem”. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, 1997. Vol. 1(No.1): p. pp. 53-66.
16. Deb, K. (2002). “Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms”. John Wiley & Sons, Ltd.
17. Deb, K., Horn, J. (2000). “Introduction to the Special Issue: Multicriterion Optimization”. *Evolutionary Computation* 8(2): iii-iv.
18. Deb,k.(1999). “Multi-objective Genetic Algorithms: Problem Difficulties and Construction of Test Problems”. *Evolutionary Computing Journal*, 7(3), 205-230.
19. E. Gao, W. Li, H. Kou, H. Changa, J. Li y L. Zhou, *Trans. Nonferrous Met. Soc. China* 19(2009) 433-437.
20. Evans, G.W. (1984). “An Overview of Techniques for Solving Multi-objective Mathematical Programs”. *Management Science* 30, 11(Nov), 1268-1282.
21. Firat, M., *Computer aided analysis and design of sheet metal forming processes: Part III: Stamping die-face design* Materials and Design 2007. 28: p. 1311-1320.
22. Fogel David B ed.(1998). *Evolutionary Computation the fossil record*, IEEE press.
23. Fonseca, C.M. and Fleming P. J. (1993). “Genetic Algorithms for Multi-objective Optimization: Formulation, Discussion, and Generalization”. *Proceedings of the Fifth International Conference*
24. Fonseca, C.M. and Fleming, P.J. (1995). “An Overview of Evolutionary Algorithms in Multi-objective Optimization”. *Evolutionary Computation*, 3(1):1-16.
25. Fonseca, C.M. and Fleming, P.J. (1998). “Multi-objective Optimization and Multiple Constraints Handling with Evolutionary Algorithms-part ii: Application example”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 28(1):38-47.
26. Functions", *Journal of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design*, 110, 65-72, 1988.
27. García de Jalón, G.; Rodríguez, J.I.; Brazales, A. (2001). *Aprenda Matlab 5.3 como si estuviera en primero*. Universidad Politécnica de Madrid. Madrid (España).
28. García Z., P. de J., Rusek P., P. M. y Vázquez L., V. H., *Estrategia de Diseño para el Desarrollo de Procesos de Embutido de Productos Rectangulares de Lámina*, Memoria de la VII Reunión Internacional de Ingeniería Mecánica, San Luis Potosí, S.L.P., México, 2002
29. García Z., P. de J., Aguilera G., E., Vázquez L., V. H., *Definición de mapas de proceso aplicables al embutido de productos rectangulares de lámina*, Memoria 7º Congreso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica, México, D.F., 2005
30. Hajela, P. and Lin, C.Y.(1992). “Genetic Search Strategies in Multicriterion Optimal Design”[33] Hajela, P. and Lee, J. (1996). “Constrained genetic search via scheme adaptation: An Immune Network Solution”. *Structural optimization* 12, 1, 11-15

31. Holland, J. (1999) "Home Page sobre Algoritmos Genéticos". Algoritmos Genéticos Volume,
32. Horn, J. and Nafpliotis, N.(1993). "Multi-objective Optimization using the Niche Pareto Genetic Algorithm". IlliGAL Technical Report 93005, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois, Urbana, Illinois.
33. Horn, J. and Nafpliotis, N. and Goldberg, D.E.(1994). "A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization". *Proceedings of the first IEEE Conference on Evolutionary Computation*.82-87.
34. Horn, J.(1997). "F1.9 Multi-criteria Decision Making". In Back, T., Fogel, D.B. and Michalewicz, Z., editors, *Handbook of Evolutionary Computation*. Institute of physics Publishing, Bristol, and England.
35. <http://www.genetic-programming.com/coursemainpage.html>
36. Ignizio, J. P., *Goal Programming and Extensions*, Heath, Boston, Massachusetts, USA, 1976.
37. Ishibuchi, H., Murata, T. (1996). "Multi-objective Genetic Local search algorithm". In T. Fukuda and T. Furuhashi Eds. *Proceedings of the 1996 International Conference on Evolutionary computation (Nagoya, Japan, 1996)*, pp. 119-124. IEEE.
38. J. Jia, "Intelligent thickness control based on neural network fuzzy interface, *ibid*" 50–53, No. 13, Mar.–Apr. (2001).
39. J.L.Geoffroy, J.Goncalves y X. Lemoine, *IDDRG2007 Conf.*, Győr, Hungría, pp.177-180.
40. *Journal for Numerical Methods in Engineering*, 26,
41. K. Manabe, S. Yoshihara, M. Yang, H. Nishimura, *Technical Papers of NAMRC*, 1995, pp. 41–46.
42. Kakandikar, G.M. and V.M. Nandedkar, *Optimization of forming load and variables in deep drawing process for automotive cup using Genetic Algorithm*.
43. Kita, H., Yabumoto, Y., Mori, N., and Nishikawa, Y. (1996). "Multi-objective Optimization by Means of the Thermodynamical Genetic Algorithm". In H.-M. Voigt, W. Ebeling, I Rechenberg, and H.-P. Schwefel Eds., *Parallel problem solving from nature-PPSN IV, Lecture Notes in computer science*, pp. 504-512. Berlin, Germany: Springer-Verlag.
44. Koza J.R. (1994). "Genetic Programming II: Autonomous Discovery of Reusable Programs". MIT Press.
45. Koza, J.R. (1992). "Genetic Programming: on the programming of Computers by means of natural Selection". MIT Press.
46. Kuhn, H. W. and Tucker, A. W., "Nonlinear Programming", *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 418-491, 1951.on Genetic Algorithms. 416-423

47. Kursawe, F.(1991). "A Variant of Evolution Strategies for Vector Optimization". In H.P. Schwefel and R. Manner Eds., parallel problem solving from nature. 1st workshop, PPSN I, volume 496 of Lecturer Notes in Computer Science (Berlin, Germany, oct. 1991), Pp. 193-197. Springer-Verlag.
48. L., D.M.y.G., "Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem". IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 1997. Vol. 1(No.1): p. pp. 53-66.
49. L. Gunnarson, N. Asnafi y E. Schedin, *J.Mater.Process. Tech.* 73 (1998) 89-96.
50. L. Kessler,H. Richter, K. Roll yA. Faust, *IDDRG2007 Conf.*, Győr, Hungría, pp. 101-108.
51. Laumanns, M., Rudolph, G., and Schwefel, H. P.(1998). "A Spatial Predator-Prey Approach to Multi-objective Optimization: A Preliminary Study". Proceedings of the Parallel problem solving from Nature, V. 241-249.
52. M., B.B.y.A. "Colonias distribuidas de hormigas en un entorno paralelo asíncrono". in XXVI Conferencia Latinoamericana de Informática – CLEI'00. 2000. México.
53. Majlessi, S.A. y Lee, D., Deep Drawing of Square-Shaped Sheet Metal Parts, Part 2: Experimental Study, Transactions of the ASME, v 115 p102, Feb. 1993.
54. Marczyk, A., "Algoritmos genéticos y computación evolutiva", in Mathematics Department. 2004, Macquarie University: Sydney,
55. Morales, E. (2009) "Optimización basada en: Colonia de Hormigas". Volume
56. Moro, M., (2002), Tecnologías de Fabricación, 2002.
57. Obayashi, S., Daisuke S., Takeguchi, Y. y Hirose., "Multiobjective evolutionary computation for supersonic wing-shape optimization." IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000. Vol.4 (no.2): p. pp.182-187.
58. Osyczka, A. and Koski, J. (1982). "Selected Works Related to Multicriterion Optimization Methods for Engineering Design". In Proceedings of Euromech Colloquium (University of Siegen, 1982).
59. Osyczka, A. and Kundu, S. (1995). "A New Method to Solve Generalized Multi-criteria Optimization Problems using the Simple Genetic Algorithm". Structural Optimization 10, 94-99.
60. Oyman, A.I. Beyer, H.G. and Schwefel, H.P. (2000). Analysis of the (1, λ)-ES on the Parabolic Ridge", *Evolutionary Computation* 8(3), pages 249-265.
61. Peck, C.C., & Dhawan, A.P. (1995). "Genetic Algorithms as Global Random Search Methods: An alternative perspective". *Evolutionary Computation*, 3(1), 39-80.
62. Qudeiri, J.A., H. Yamamoto, and R. Ramli, Optmization of Operation Sequence in CNC Machine Tools Using Genetic Algorithm. *Journal of Avanced Mechanical Desing, System, and Manufaturing*, 2007. 1(2).

63. Rao, S. S. and Freiheit, T. I., "Modified Game Theory Approach to Multiobjective Optimization", *Journal of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design*, 113, 286-291, 1991.
64. Rao, S. S. and Hati, S. K., "Game Theory Approach in Multicriteria Optimization of Function Generating Mechanisms", *Journal of Mechanical Design*, 101, 398-406, 1979.
65. Rao, S. S. Venkayya, V. B. and Khot, N. S., "Optimization of Actively Controlled Structures Using Goal Programming Techniques", *International* 78
66. Richardson, J. T., Palmer, M. R., Liepins, G., and Hilliard, M. (1998). "Some Guidelines for Genetic Algorithms with Penalty Functions". In J.D. Schaffer Ed., *Proceedings of the third International Conference on Genetic algorithms* (George Mason University, 1989), pp. 191-197. Morgan Kaufmann Publishers.
67. Rudolph, G. (1994). "Convergence Properties of Canonical Genetic Algorithms". *IEEE Transactions on Neural Networks*, NN-5, 96-101.
68. Rudolph, G. (1998). "Minimal Elements in Partially Ordered Finite sets". *Evolutionary programming VII*. 345-353.
69. S. Gunter, "Intelligent support of plant service and maintenance," *Siemens Mining and Metals Power*, 283-284 (2001).
70. S. Holmberg, B. Enquist y P. Thilderkvist, *J. Mater. Process. Tech.* 147 (2004) 72-83.
71. S. Rajagopal, *J. Eng. Ind.* 103 (1981) 197-202.
72. S. Yoshihara, K. Manabe, M. Yang, H. Nishimura, *J. Jpn. Soc. Technol. Plast.* 38 (435) (1997) 348-353 (in Japanese).
73. Sasaki, D., Morikawa, M., Obayashi, y Nakahashi, K. "Aerodynamic shape optimization of supersonic wings by adaptive range multiobjective genetic algorithms." in *Evolutionary Multi-Criterion Optimization: First International Conference, EMO. 2001. Zurich, Switzerland: Computer Science*
74. Schaeffer, L., *Conformação de Chapas Metálicas. 2004, Poto Alegre: Imprensa Livre Editora Ltda.*
75. Schaffer, J. D. (1984). "Some Experiments in Machine Learning Using Vector Evaluated Genetic Algorithms (Doctoral Dissertation)". Nashville, TN: Vanderbilt University.
76. Schaffer, J.D. (1985). "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms". In Grefenstette, J.J., editor, *Proceedings of an International conference on Genetic algorithms and their applications*, pages 93-100, sponsored by Texas Instruments and U.S. Navy Center for applied Research in Artificial Intelligence (NCARAI).
77. Srinivas, N. and Deb, K. (1993). "Multi-objective Optimization using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms". Technical Report, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanpur, India.
78. Srinivas, N. and Deb, K. (1994). "Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms". *Evolutionary Computation* 2,3 (fall) 221-248.

79. Stadler, W. (1984). "A Survey of Multi-criteria Optimization or the Vector Maximum Problem, Part I: 1776-1960". *Journal of Optimization Theory and Applications* 29, 1(sep), 1-52.
80. Stadler, W., "Multicriteria Optimization in Mechanics (a Survey)", *Applied Mechanics Reviews*, 37, 277-286, 1984.
81. Starkey, J. M. and Kelecý, P. M., "Simultaneous Structural and Control Design Using Constraint
82. Sunar, M. and Rao, S. S., "Optimum Structure/Control Design Using Multiobjective Optimization Techniques", *Symposium on Intelligent Structures and Vibration, the 15th Biennial Conference on Mechanical Vibration and Noise and the 1995 Design Technical Conference*, Boston, MA, USA, September 18-21, 1995.
83. T. Yagami, K. Manabe y Y. Yamauchi, *J. Mater. Process. Tech.* (2007) 187-191.
84. Tisza, M., Recent achievements in computer aided process planning and numerical modelling of sheet metal forming process. *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering* 2007. 24(1).
85. Tisza, M., *Recent achievements in computer aided process planning and numerical modelling of sheet metal forming process*. *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering* 2007. 24(1).
86. Tsai, Y.-L., et al., Knowledge-based Engineering for Process Planning and Die Design for Automotive Panels. *Computer-Aided Design & Applications*, 2010. 7(1): p. 75-87.
87. V. Miguel, J. Benet, J. Coello, A. Calatayud y A. Martínez, *Mater. Proc. Design. Model., Simul. Appl.* (2007) pp. 823-828.
88. V. Miguel, C. Ferrer y A. Calatayud, *Rev. Metal. Madrid* 43 (2007) 146-156.
89. V. Miguel, J. Coello, A. Calatayud,
90. Vallellano, C., J.J. Erce, and F.J. García-Lomas, Predicción del fallo en el conformado plástico de chapa mediante criterios de fractura dúctil *Revista Iberoamericana de Ingeniería Mecánica*, 2005 9(2): p. 101-111.
91. Vargas, A. (2008) "Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en Problemas de Producción" *Gestiopolis.com* Volume,
92. www.genetic-programming.org
93. X. Fan, L. Zhang, X. Cai, et al., "Hot strip coiling temperature control based on fuzzy self-adjustable PID parameter controller," *Gangtie Yanjiu Xuebao (J. of Iron and Steel Research)*, 59-61, No. 13, Mar.-Apr. (2001).
94. Zadeh, L. A., "Optimality and Nonscalar-Valued Performance Criteria", *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-8, 59-60, 1963.
95. Zhao, J. and F. Wang, Parameter identification by neural network for intelligent deep drawing of axisymmetric workpieces. *Journal of Materials Processing Technology*, 2005. 166(3): p. 387-391.

96. Zhao, J. and F. Wang, *Parameter identification by neural network for intelligent deep drawing of axisymmetric workpieces*. Journal of Materials Processing Technology, 2005. 166(3): p. 387-391.
97. Zitzler, E. and Thiele, L. (1999). "Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 3(4): 257-271.
98. Zitzler, E. (1999). "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications". Ph. D. Thesis, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, Switzerland. Shaker Verlag, Aachen, Germany, ISBN 3-8265-6831-1.
99. Zitzler, E. and Thiele, L. (1998). "Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms- A comparative case study". *Parallel problem solving from Nature*, V, pp 292-301, Springer, Berlin, Germany.

Anexos



Facultad de Ingeniería Mecánica

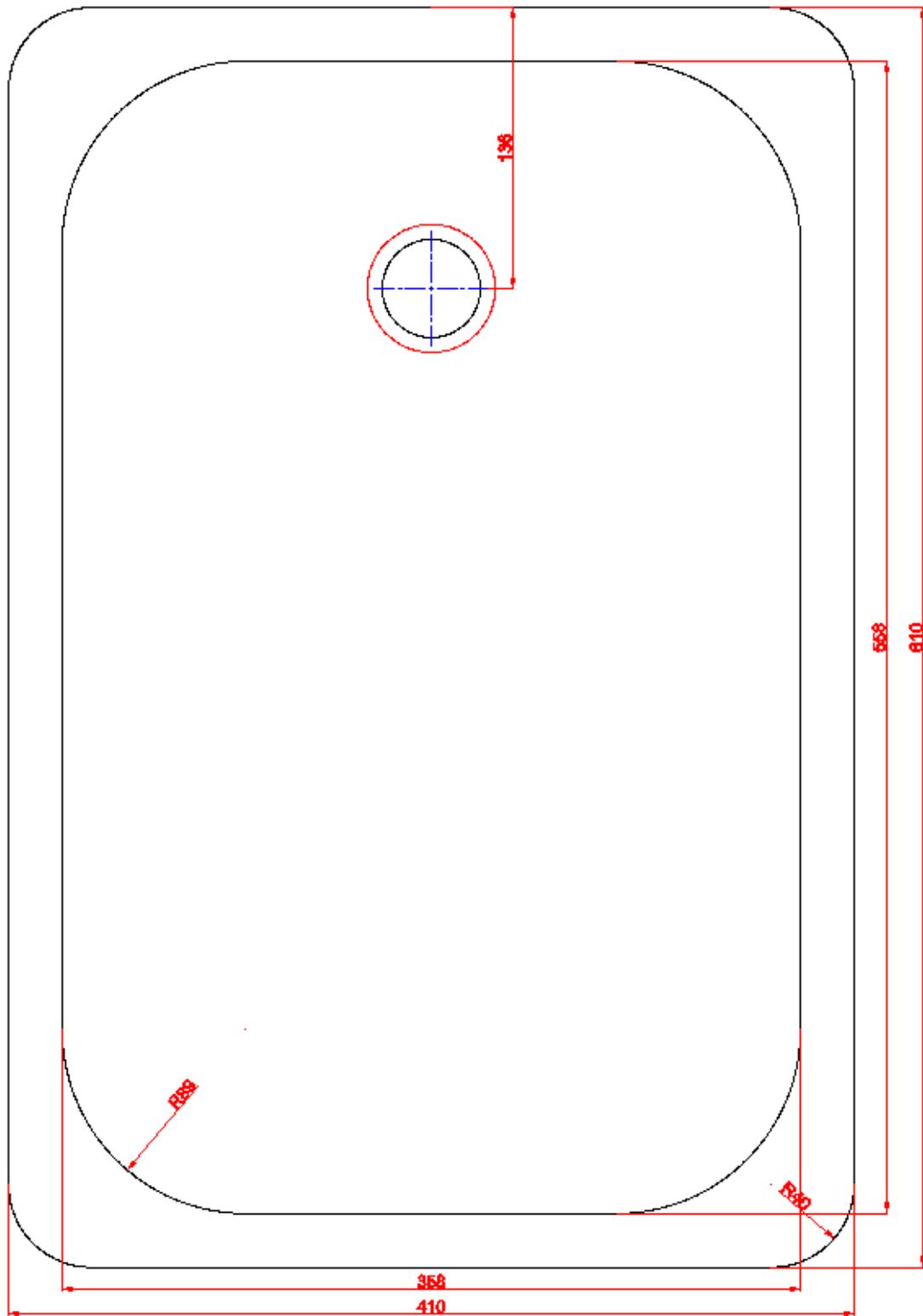


Figura # 1: Dimensiones del fregadero

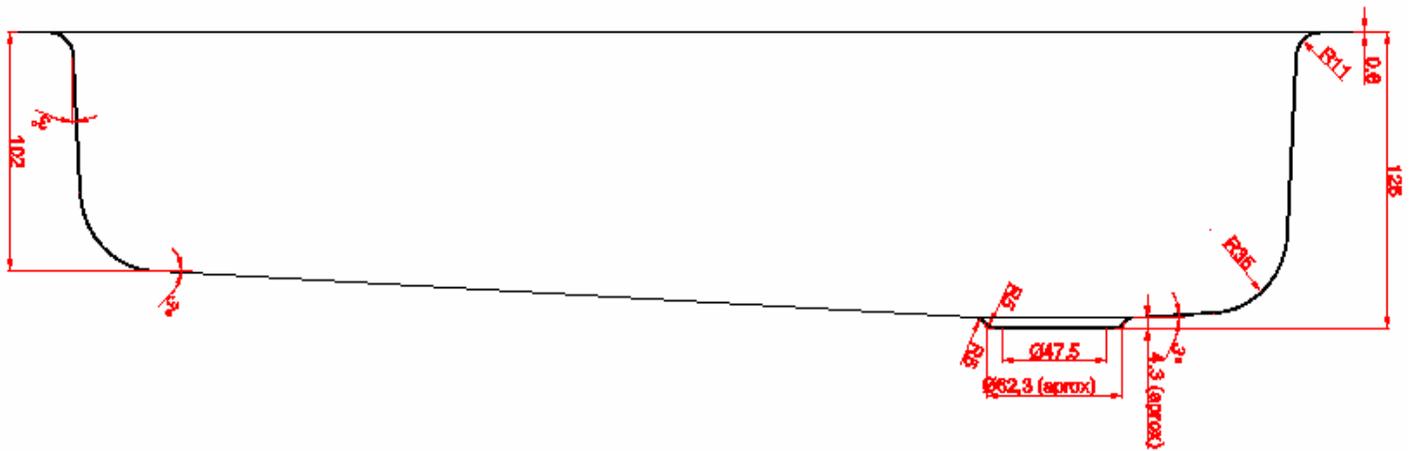


Figura # 2: Vista lateral del fregadero

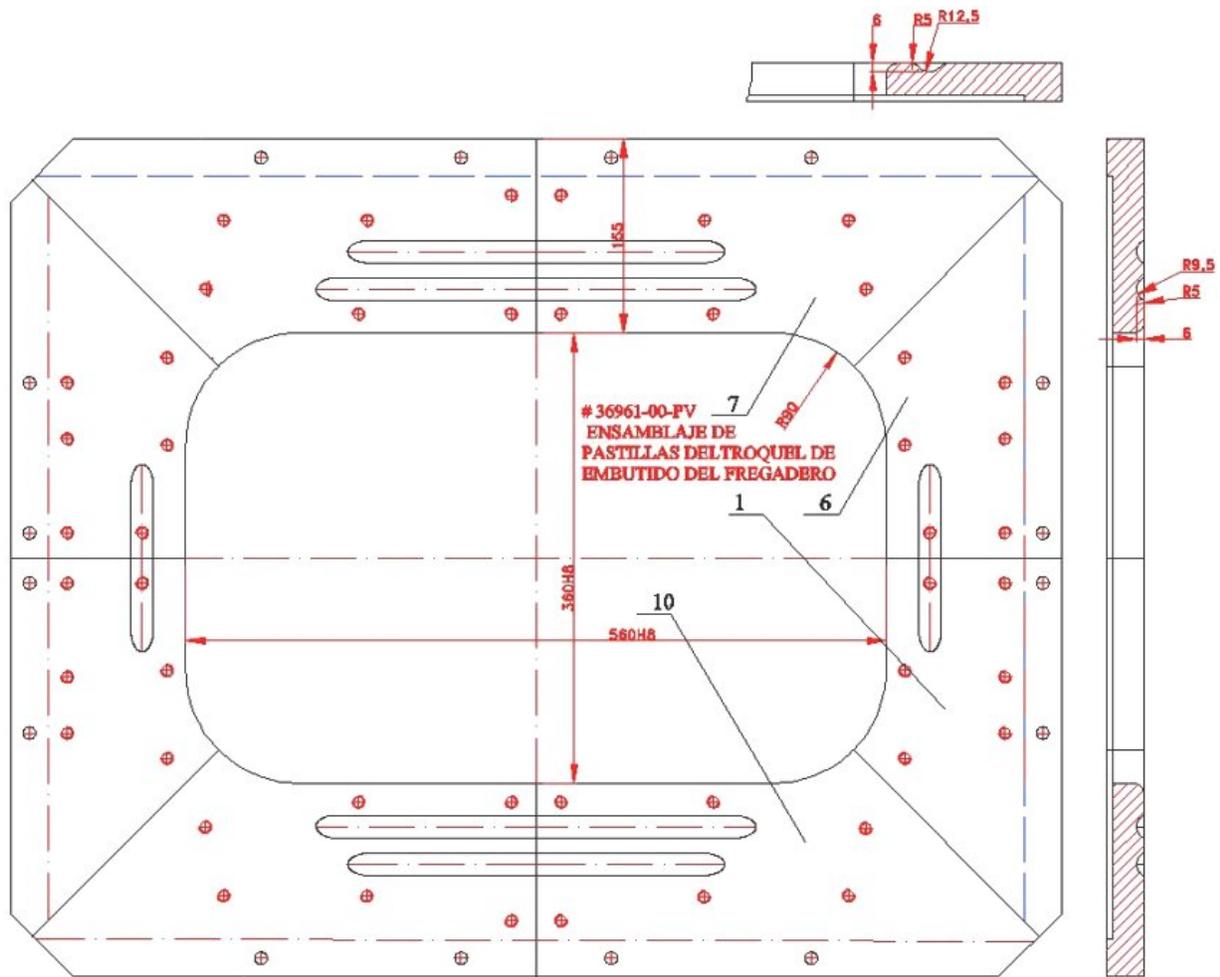


Figura # 3: Ensamblaje del troquel de embutido del fregadero

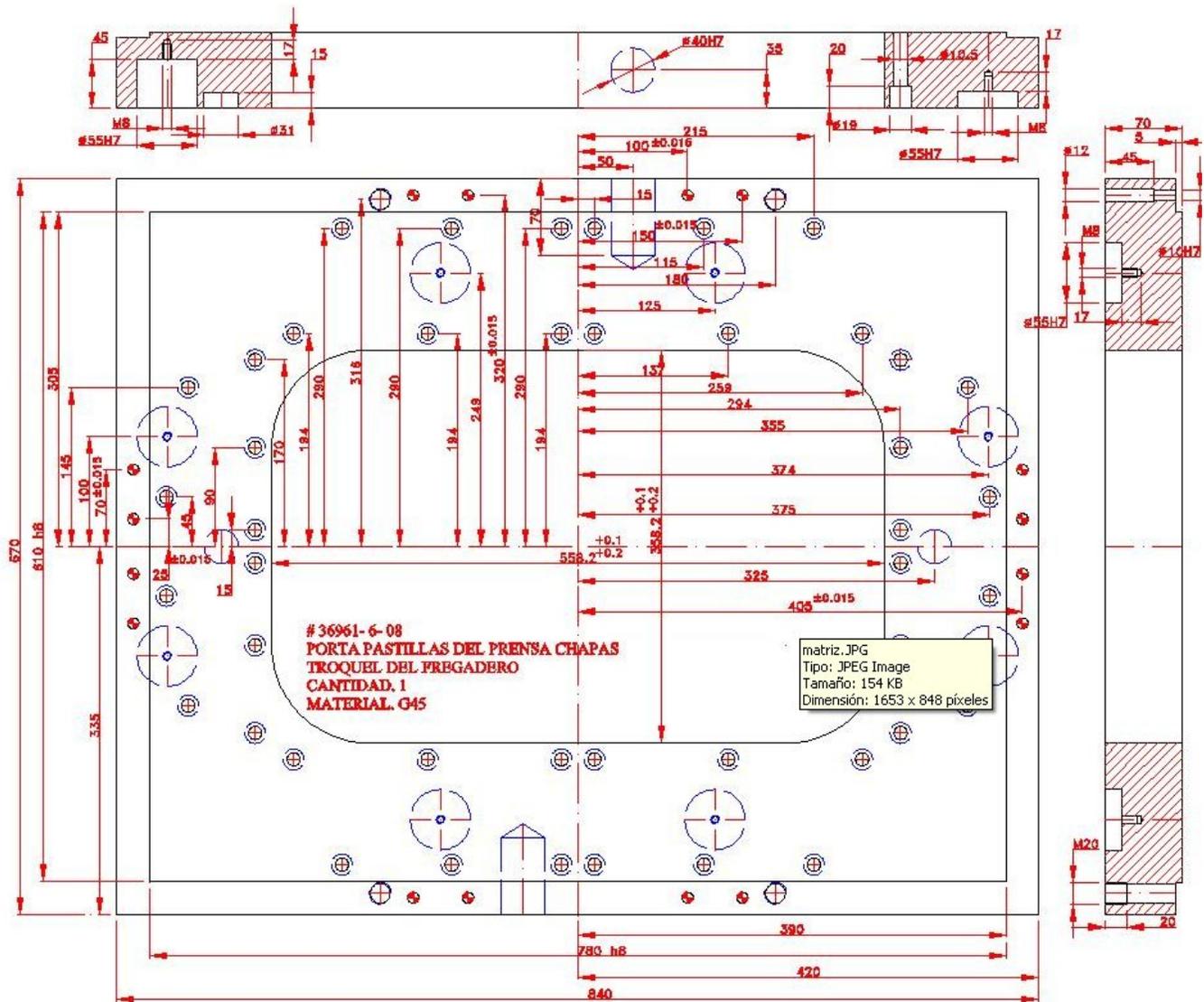


Figura # 4: Porta pastilla del prensachapa

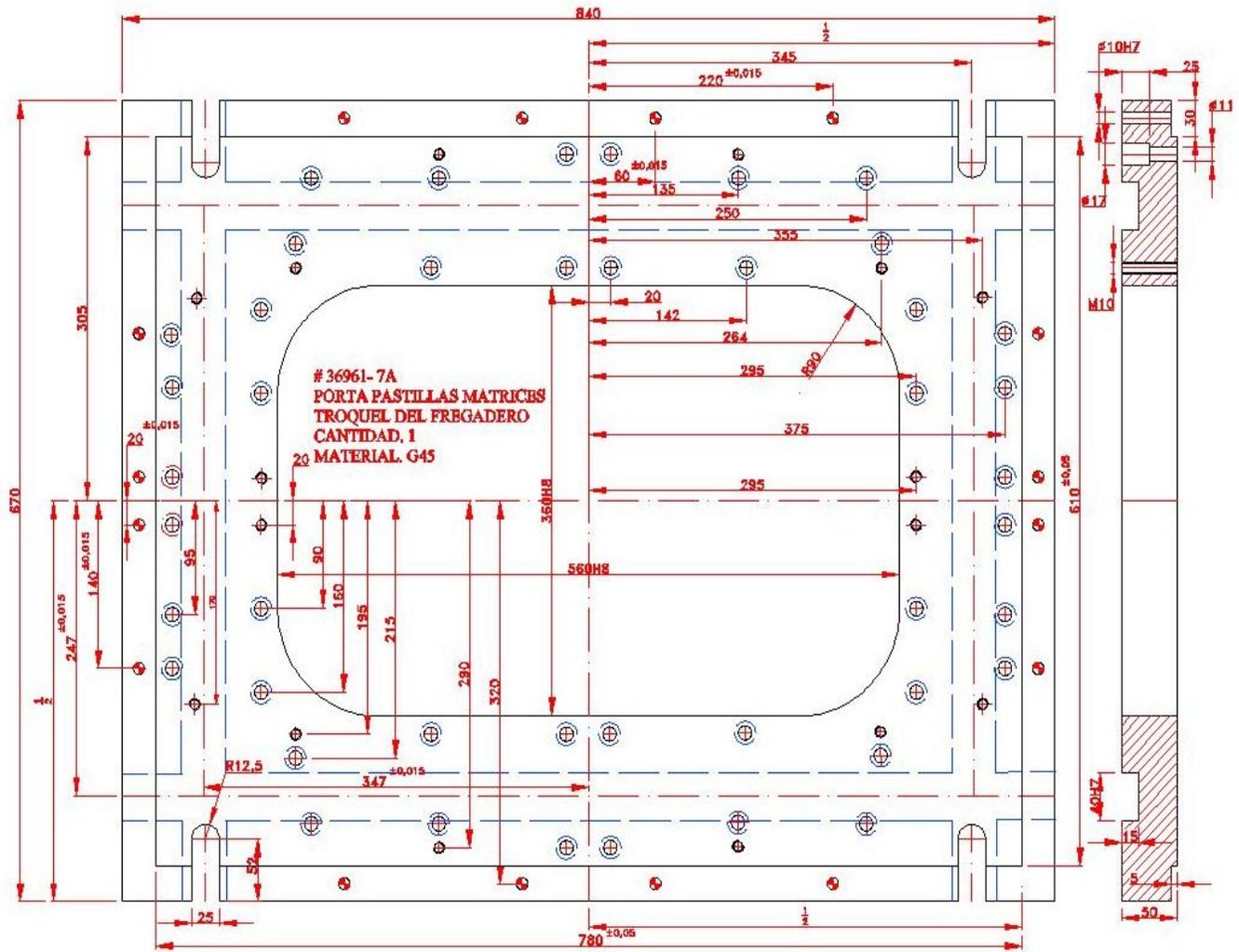


Figura # 5: Porta pastillas matrices

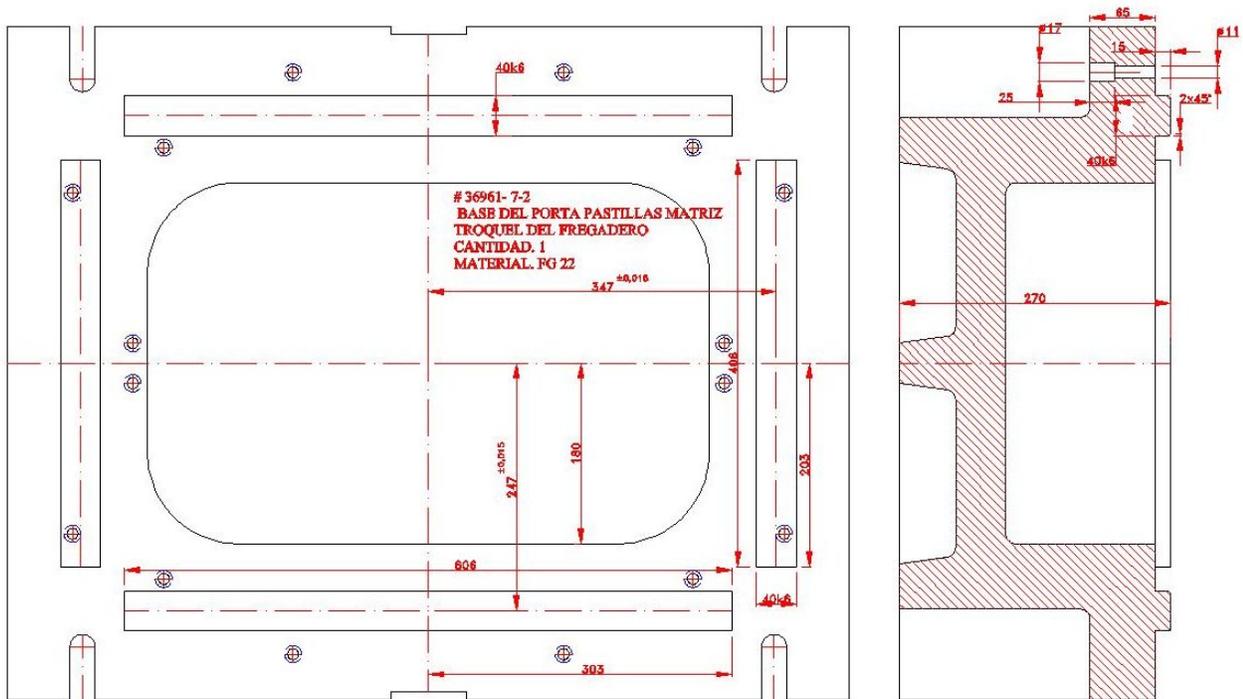


Figura # 6: Base del porta pastillas de la matriz