

TESIS DOCTORAL

Modelización y optimización de
productos y procesos industriales
mediante la combinación del
método de los elementos finitos y
técnicas de minería de datos

Rubén Lostado Lorza



UNIVERSIDAD DE LA RIOJA

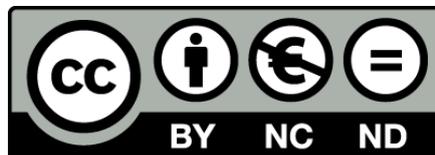
TESIS DOCTORAL

Modelización y optimización de
productos y procesos industriales
mediante la combinación del
método de los elementos finitos y
técnicas de minería de datos

Rubén Lostado Lorza

Universidad de La Rioja
Servicio de Publicaciones
2012

Esta tesis doctoral, dirigida por los doctores Dña. Alpha Verónica Pernía Espinoza y D. Francisco Javier Martínez de Pisón Ascacíbar, fue leída el 27 de mayo de 2010, y obtuvo la calificación de Sobresaliente Cum Laude.



Modelización y optimización de productos y procesos industriales mediante la combinación del método de los elementos finitos y técnicas de minería de datos
de Rubén Lostado Lorza, tesis doctoral dirigida por Alpha Verónica Pernía Espinoza y Francisco Javier Martínez de Pisón Ascacíbar (publicado por la Universidad de La Rioja) se encuentra bajo una Licencia [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 3.0 Unported](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/).

Permisos que vayan más allá de lo cubierto por esta licencia pueden solicitarse a los titulares del copyright.

© Rubén Lostado Lorza

© Universidad de La Rioja, Servicio de Publicaciones, 2012

publicaciones.unirioja.es

E-mail: publicaciones@unirioja.es

ISBN 978-84-695-6720-3

*UNIVERSIDAD DE LA RIOJA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA*



**UNIVERSIDAD
DE LA RIOJA**

TESIS DOCTORAL

**MODELIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN
DE PRODUCTOS Y PROCESOS
INDUSTRIALES MEDIANTE LA
COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE
LOS ELEMENTOS FINITOS Y
TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS**

RUBÉN LOSTADO LORZA

*UNIVERSIDAD DE LA RIOJA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA*



**UNIVERSIDAD
DE LA RIOJA**

TESIS DOCTORAL

**MODELIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE PRODUCTOS Y
PROCESOS INDUSTRIALES MEDIANTE LA
COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS
FINITOS Y TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS**

AUTOR

D. RUBÉN LOSTADO LORZA

DIRECTORES

DRA. ALPHA VERÓNICA PERNÍA ESPINOZA

DR. FRANCISCO JAVIER MARTÍNEZ DE PISÓN ASCACÍBAR

***MEMORIA PRESENTADA EN EL DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA DE LA
UNIVERSIDAD DE LA RIOJA POR D. RUBÉN LOSTADO LORZA PARA OPTAR AL GRADO
DE DOCTOR POR LA UNIVERSIDAD DE LA RIOJA***

MAYO 2010

A mis Sobrinos

Zorione

Y

Jesus

ÍNDICE

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	1
1.1 ANTECEDENTES.....	1
1.2 MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS.....	1
1.2.1 Ventajas e inconvenientes del FEM.....	2
1.3 MINERÍA DE DATOS (DM).....	2
1.3.1 Ventajas e inconvenientes del DM.....	3
1.3.2 Técnicas mas comunes del DM.....	4
1.4 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO.....	10
CAPÍTULO 2: OBJETIVOS	13
2.1 OBJETIVOS GENERALES.....	13
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	13
CAPÍTULO 3: MARCO DE REFERENCIA	15
3.1 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES (ANNS).....	15
3.2 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y ÁRBOLES DE REGRESIÓN.....	16
3.3 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y ALGORITMOS GENÉTICOS (GA).....	16
CAPÍTULO 4: METODOLOGÍA	19
CAPÍTULO 5: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS	23
5.1 INTRODUCCIÓN.....	23
5.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	24
5.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN.....	26
5.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA DEL SISTEMA MECÁNICO EJE-RODAMIENTO.....	28
5.4.1 modelo FE del Rodamiento.....	29
5.4.2 Desarrollo del Modelo de Predicción.....	31
5.5 RESULTADOS.....	33
5.6 CONCLUSIONES.....	38
CAPÍTULO 6: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS Y PLASTICIDAD DEL MATERIAL	39
6.1 INTRODUCCIÓN.....	39
6.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	39
6.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN.....	41
6.3.1 Modelos matemáticos.....	41
6.3.2 Modelos de elementos finitos.....	42
6.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA SKIN-PASS.....	43
6.4.1 Paso 1: Creación y validación de los modelos FE del proceso skin-pass.....	44
6.4.2 Paso 2: Creación, análisis y entrenamiento de los modelos de skin-pass.....	51

6.5 RESULTADOS	55
6.6 CONCLUSIONES	59
CAPÍTULO 7: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A PLASTICIDAD DEL MATERIAL Y CARGAS CÍCLICAS	61
7.1 INTRODUCCIÓN	61
7.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	61
7.2.1 Modelo de endurecimiento cinemático lineal	62
7.2.2 Modelo de endurecimiento no lineal isotrópico/cinemático (modelo de Chaboche)...	63
7.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN	65
7.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA DE BÚSQUEDA DE LA LEY ÓPTIMA DE COMPORTAMIENTO DE UN MATERIAL CON PLASTICIDAD Y CON ENDURECIMIENTO O ABLANDAMIENTO CÍCLICO.....	66
7.4.1 Modelo de elementos finitos	67
7.4.2 Datos experimentales.....	68
7.4.3 Búsqueda de los parámetros óptimos con GA	70
7.5 RESULTADOS	74
7.6 CONCLUSIONES	85
CAPÍTULO 8: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS, PLASTICIDAD Y EFECTOS DE ABLANDAMIENTO DE MATERIAL	87
8.1 INTRODUCCIÓN	87
8.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	88
8.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN	91
8.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA.....	93
8.4.1 Obtención de los Datos de partida del tension-levelling	94
8.4.2 Obtención de la Ley óptima de comportamiento del material para el modelo FE	95
8.4.3 Modelo FE del tension-levelling	96
8.4.4 Optimización del Tension-Levelling	98
8.5 RESULTADOS	103
8.5.1 Resultados obtenidos del modelo de endurecimiento lineal y no lineal (chaboche)	103
8.5.2 Resultados del ajuste del Tension-Levelling.....	105
8.6 CONCLUSIONES	109
CAPÍTULO 9:CONCLUSIONES	111
CAPÍTULO 10: DESARROLLOS FUTUROS	113
CAPÍTULO 11: BIBLIOGRAFÍA	115

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES

Hoy en día, debido a la alta competitividad existente en el mercado y a unas exigencias cada vez mayores por parte de los consumidores, las empresas que desean subsistir y a la vez ser competitivas, han de ofertar productos de la máxima calidad y con el menor coste de fabricación y producción posible.

En las labores de diseño de sistemas mecánicos y procesos industriales, no solo la propia experiencia del técnico es importante, si no que cada día va tomando más importancia el uso de la metodología basada en el método de los elementos finitos (FEM) o en minería de datos (DM).

En las operaciones de optimización de diseño de los citados sistemas o procesos industriales, cualquiera de estas técnicas adquieren todavía mucha más relevancia y actualmente sería inimaginable e inabordable un problema de optimización sin la implicación de las técnicas citadas.

1.2 MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS

La utilización del método de los elementos finitos (FEM) en la modelización de sistemas mecánicos o procesos industriales va tomando cada día mas importancia, y son multitud de empresas pertenecientes diferentes sectores (automoción, aeronáutico, aeroespacial, metalúrgico, civil,...etc) las que utilizan cada vez más este método en la fase de diseño de sus productos.

Actualmente, es un método de resolución francamente atractivo ya que permite reducir enormemente el tiempo y coste en la fase de diseño del producto, pudiendo incluso simular su comportamiento ante diversas especificaciones de utilización y según los diferentes parámetros de diseño planteados del mismo, lo cual implica que se consigue reducir el número de prototipos y ensayos que hay que realizar posteriormente y, por lo tanto, disminuir el tiempo total y coste en el desarrollo del producto final (sistema mecánico o proceso).

El objetivo final perseguido con este método suele consistir en conseguir el mejor diseño antes de fabricar físicamente el prototipo real.

1.2.1 VENTAJAS E INCONVENIENTES DEL FEM

Las ventajas del uso de FEM en diseño mecánico son bien conocidas (Shigley *et al.* (2004)) y cabe destacar entre las más importantes:

- Verificación del comportamiento ante diversos requerimientos de uso, facilidad para comprobar un amplio rango de variables en cualquier zona del dispositivo (deformaciones, temperaturas, fuerzas, tensiones, desplazamientos, velocidades, aceleraciones, etc.),
- Posibilidad de simular condiciones extremas difícilmente reproducibles en máquinas de ensayo, apoyo al rediseño del producto, identificación de zonas débiles, etc.

En cuanto a sus desventajas, destaca la gran cantidad de tiempo y potencia de cálculo necesaria en cada simulación de determinados modelos de elementos finitos, lo cual hace que en algunas ocasiones se trate de un método poco atractivo para resolver problemas, quedando relevado a un segundo plano y utilizando en su lugar el método de resolución “de toda la vida” basado más en la experiencia del técnico de diseño que en una metodología.

Normalmente este problema es enormemente amplificado cuando se simulan sistemas mecánicos complejos y multidisciplinarios, compuestos por un elevado número de nodos, lo cual implica un gran número de grados de libertad del sistema y por lo tanto ecuaciones que resolver, incluso puede ser un problema inimaginable de resolver (por éste método o por cualquier otro) cuando se trata de un sistema con diversas fuentes de no linealidad.

Por ejemplo, ajustar tres o cuatro parámetros de un diseño complejo para optimizar el comportamiento del mismo ante 20 o 30 especificaciones de trabajo diferentes puede significar semanas o meses de simulaciones, incluso usando computadoras de altas prestaciones.

1.3 MINERÍA DE DATOS (DM)

La minería de datos o *Data-Mining* (DM) consiste en la extracción no trivial de la información que reside de manera implícita u oculta en los datos. Dicha información es a priori desconocida y puede resultar útil para el diseño de un producto o proceso industrial. En otras palabras, la minería de datos prepara, sondea y explora los datos para sacar la información oculta de ellos.

Bajo el nombre de minería de datos se engloba todo un conjunto de técnicas encaminadas a la extracción del conocimiento implícito presente en los datos almacenado en “bases de datos”. Es en estas bases de datos donde el DM,

Mediante el análisis estadístico y la inteligencia artificial, generan conocimiento a través de modelos formulados con estos datos.

Generalmente los algoritmos encargados de la generación de los modelos de predicción se agrupan en:

- **Clasificadores:** Tienen como objetivo construir un modelo a partir de la información que se le suministra en el proceso de creación y una serie de clases que se le indican generalmente en una variable cualitativa, de forma, que sea capaz de clasificar nuevas observaciones en su clase correcta. Las técnicas existentes son muchas: árboles de decisión, generadores de reglas, algoritmos genéticos, redes neuronales, etc.
- **Regresores:** El objetivo consiste en generar un modelo a partir de toda la información suministrada en su proceso de creación que permita, con nuevas observaciones, predecir un valor numérico acertado. Para ello, se aplican técnicas de regresión lineal, no lineal, árboles regresores, redes neuronales neurodifusas, etc.

1.3.1 VENTAJAS E INCONVENIENTES DEL DM

La utilización de las técnicas de minería de datos en el diseño de un producto o proceso industrial presenta las siguientes ventajas con respecto a otras técnicas:

- Los modelos son fáciles de entender, por lo que el diseñador del producto o proceso puede interpretar el modelo y compararlo con sus propias ideas preestablecidas.
- Las enormes bases de datos pueden ser analizadas mediante la tecnología de la minería de datos.
- Se descubre información que no se esperaba obtener, algunos resultados inesperados tienden a aparecer con esta técnica.
- Los modelos son construidos de manera rápida (en sólo unos minutos u horas), ya que multitud de algoritmos fiables y testados son probados, y sólo el mejor modelo es el seleccionado.

En cuanto a los inconvenientes los mas importantes son:

- Puede darse el caso de que la base de datos esté incompleta por lo que la fase de entrenamiento del modelo no sea correcta, lo que implicaría la obtención de un modelo con un comportamiento erróneo.

- A veces es requerida la necesidad de un potente hardware y software: Muchas de las herramientas presentes en la minería de datos están basadas en el uso intensivo de la computación, por lo que si no se dispone de un algoritmo lo suficientemente eficiente, un hardware potente y unos datos adecuados al análisis, esta técnica dejaría de ser efectiva.
- Existencia de datos erróneos o espurios. En este caso habrá que identificarlos y eliminarlos ya que de lo contrario el modelo obtenido no tendrá un buen comportamiento.

Las técnicas más comúnmente usadas en DM son:

- Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neuronal Network (ANNs)): modelos que aprenden a través del entrenamiento y se asemejan a la estructura de una red neuronal biológica.
- Árboles de Decisión: son estructuras en forma de árbol que representan conjuntos de decisiones. Estas decisiones generan reglas para la clasificación de un conjunto de datos. Los métodos específicos de árboles de decisión incluyen Árboles de Clasificación y Regresión.
- Algoritmos Genéticos: Técnicas de optimización que usan procesos tales como combinaciones genéticas, mutaciones y selección natural en un diseño basado en los conceptos de evolución.

Hoy en día las redes neuronales, por su buena capacidad para modelizar sistemas no lineales, son una de las técnicas más utilizadas en este tipo de aplicaciones.

1.3.2 TÉCNICAS MAS COMUNES DEL DM

1.3.2.1 MODELADO CON REDES NEURONALES ARTIFICIALES (ANNs)

El modelado de sistemas complejos suele requerir de técnicas que permitan ajustarse a datos altamente no lineales. Uno de los métodos de modelado no lineal más usado en los últimos años corresponde con las redes neuronales.

Básicamente, una red neuronal artificial (ANNs) (Bishop (1995), Haykin (1999)) es un modelo eléctrico, mecánico o computacional de un grupo de neuronas artificiales interconectadas de manera que su funcionamiento está inspirado en los sistemas biológicos nerviosos como puede ser el cerebro humano. (ver *Figura 1-1*).

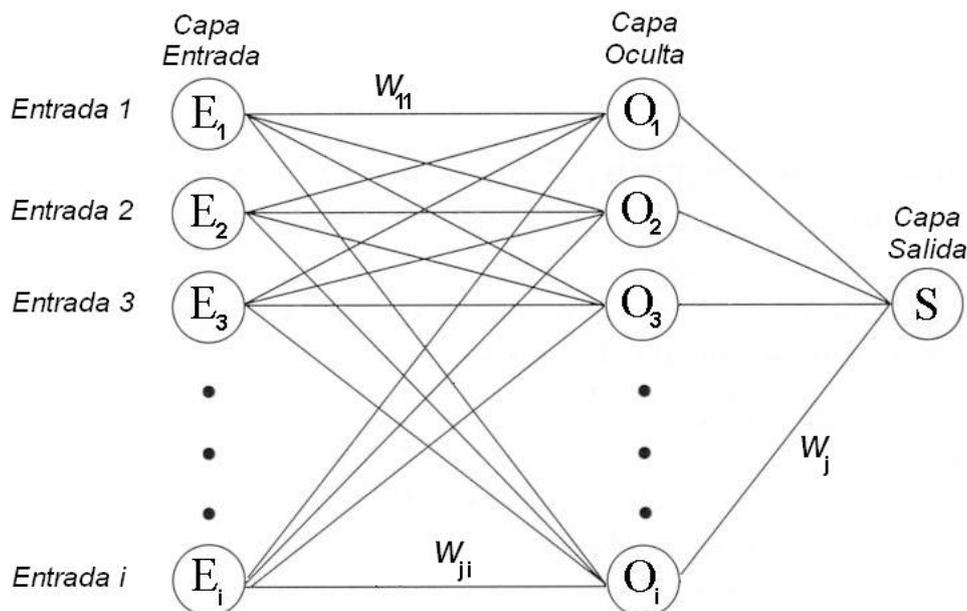


Figura 1-1. Red neuronal artificial con una sola capa de neuronas en la capa oculta.

En una red neuronal artificial típica, cada nodo tiene un conjunto de líneas de entrada (que son análogas a las sinapsis de entrada en una neurona biológica) y una "función de activación" (también conocido como "función de transferencia"), que le dice al nodo cuando activarse y cuando no (similar a una neurona biológica).

Para establecer una similitud directa entre la actividad sináptica y la analogía con las redes neuronales artificiales podemos considerar: Las señales que llegan a la sinapsis son las entradas a la neurona; estas son ponderadas (atenuadas o simplificadas) a través de un parámetro, denominado peso asociado a la sinapsis correspondiente. Estas señales de entrada pueden excitar a la neurona (sinapsis con peso positivo) o inhibirla (peso negativo). El efecto es la suma de las entradas ponderadas. Si la suma es igual o mayor que el umbral de la neurona, entonces la neurona se activa (da salida). Esta es una situación de todo o nada; cada neurona se activa o no se activa.

Las ANNs deben ser "entrenadas" para simular el comportamiento deseado usando un algoritmo de entrenamiento con la cantidad de datos de entrenamiento apropiados. Después de este proceso, es necesario poner a prueba la ANNs con nuevos datos no usados en la fase de entrenamiento (fase de testeo).

Hay muchos tipos de ANNs, pero una primera clasificación podría ser las redes de propagación hacia adelante (*feedforward*) y las de propagación hacia adelante y hacia atrás (*feedforward/feedback*).

En las redes *feedforward* las señales neuronales se propagan hacia delante a través de las capas de la red y en las *feedforward/feedback* las señales neuronales se propagan tanto hacia delante como hacia atrás. Las redes tipo *Feedforward* son más populares que las *feedforward/feedback* y son este tipo de redes las usadas en el desarrollo de esta tesis.

La red neural más popular con propagación hacia delante es la *Perceptrón Multicapa* (MLP). Este tipo de redes se compone de varias capas de nodos interconectados de forma que su alimentación es hacia adelante, con funciones no lineales de transferencia o activación (normalmente sigmoides).

Las MLP se utilizan muchísimo ya que se consideran como un aproximador universal (según el teorema de aproximación universal). Este teorema establece que una MLP de una sola capa oculta es suficiente para encontrar una función uniforme como respuesta dado un conjunto de datos de entrenamiento.

1.3.2.2 MODELADO CON ÁRBOLES DE REGRESIÓN

Aunque el uso de redes neuronales es ampliamente utilizado para modelar sistemas no lineales, en muchas ocasiones éstas son incapaces de ajustarse correctamente cuando los datos son muy heterogéneos, la densidad de los datos es muy irregular o el número de datos no es elevado. Además, en muchas ocasiones, requieren un esfuerzo considerable en los procesos de búsqueda de la mejor topología, entrenamiento y testeo de las redes.

Unas técnicas de modelado que pueden ser de gran utilidad para estos casos son los árboles de regresión basados en modelos. Éstos dividen el espacio de instancias y generan modelos exclusivos para cada una de los grupos de datos que corresponden a esa división.

Los árboles de regresión provienen de la adaptación de árboles de decisión a tareas de regresión. Los árboles de decisión (decisión tree, (DT)) son muy populares en tareas de clasificación (donde el objetivo es asignar cada ejemplo o instancia a una clase determinada).

Un árbol de decisión lleva a cabo un test a medida que éste se recorre hacia las hojas para alcanzar así una decisión. El árbol de decisión suele contener nodos internos, nodos de probabilidad y nodos hojas. Un nodo interno contiene un test sobre algún valor de alguna de las propiedades. Un nodo de probabilidad indica que debe ocurrir un evento aleatorio de acuerdo a la naturaleza del problema. Un nodo hoja representa el valor que devolverá el árbol de decisión y las ramas muestran los posibles caminos que se tienen de acuerdo a la decisión tomada.

Existen varios algoritmos eficientes para la construcción de árboles de decisión, como ID3 y C4.5 (Quinlan (1986)).

- Árboles de regresión los cuales en los nodos hoja contienen un valor numérico constante (un modelo de regresión de orden cero), el cual es el promediado de todos los valores de entrenamiento que aplican las hojas (Breiman *et al.* (1984))
- Hay otros dos métodos capaces de generar modelos mas complejos (de primer orden o lineal: uno sería el de Friedman (1991) en su algoritmo MARS (splines de regresión múltiple de adaptación), y el utilizado en esta tesis conocido como el árbol de modelos M5 (Quinlan (1992) y Wang *et al.* (1997)).

Este algoritmo M5 está implementado en herramientas gratuitas como WEKA (Witten *et al.* (2005)), es fácil de utilizar y los modelos que generan son eficientes.

El algoritmo M5 desarrolla un modelo lineal multivariante adecuado para cada particular dominio del espacio de entrada. Es decir, cada una de las ramas del árbol clasifica un grupo de casos mostrando en la hoja final de la misma el modelo de regresión lineal multivariante que mejor se ajusta a los mismos (ver *Figura 1-2*).

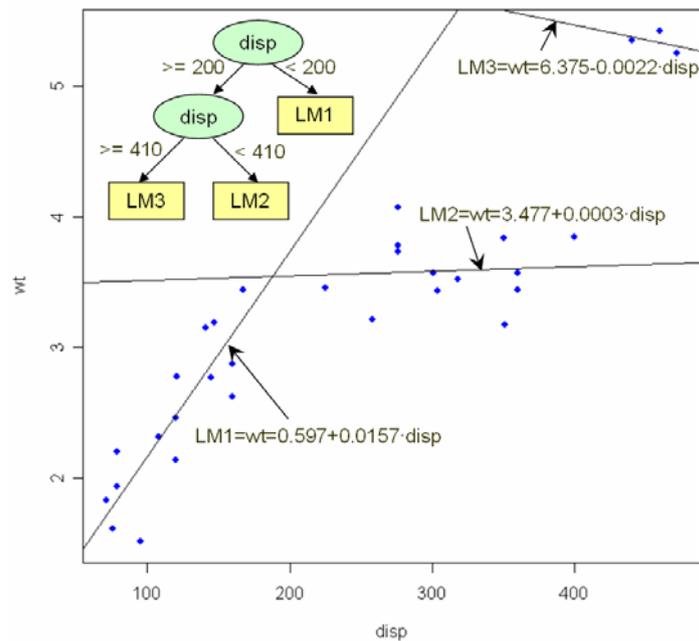


Figura 1-2. Ejemplo de regresión con un árbol de modelos.

Inicialmente, M5 divide el espacio de instancias en grupos muy pequeños. Esto genera un árbol muy complejo que necesita ser podado (reducido) a un árbol más sencillo para poder mejorar la capacidad de generalización del mismo. El proceso de podado se realiza en cada rama hasta que se supera un umbral de error predeterminado. Este error viene determinado por la capacidad de predicción del modelo lineal multivariante de la hoja que queda después del podado.

La gran ventaja de este tipo de técnicas, es que M5 desarrolla una colección de modelos lineales localmente precisos mediante la selección de las variables y sus valores, que mejor agrupan cada familia de casos.

De esta forma:

- M5 puede ajustarse automáticamente y eficientemente a datos altamente no lineales y desestructurados.
- Es muy robusto frente a espurios pues éstos son clasificados en una rama distinta.
- Puede trabajar con un elevado número de atributos (cientos de atributos), incluso con atributos no significativos o vacíos, pues el

algoritmo selecciona aquellos que mejor clasifican los grupos para cada una de las ramas del árbol y desestima las menos útiles.

- El modelo resultante es transparente y fácil de interpretar.

1.3.2.3 TÉCNICAS DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos son métodos sistemáticos usados para solucionar problemas de optimización. Este método aplica en la resolución de los problemas los mismos principios que los de evolución biológica, o lo que es lo mismo: selección del individuo "más apto", reproducción sexual mediante cruces y mutaciones (ver *Figura 1-3*).

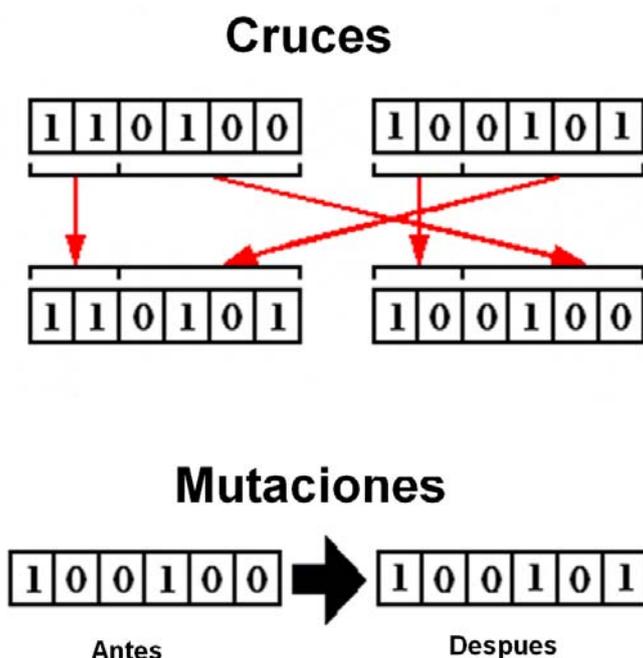


Figura 1-3. Ejemplo de cruces y mutaciones realizadas con las Técnicas de algoritmos genéticos.

Para explicar el proceso de optimización seguido con esta técnica, se parte de un modelo matemático o la función a la cual se quiere encontrar una solución que maximiza o reduce al mínimo la misma.

Lo primero, un algoritmo básico genético crea una generación inicial de individuos de N de soluciones arbitrarias. Cada solución es codificada en cromosomas y evaluada usando el modelo de tal modo que los mejores individuos serán aquellos cuyo resultado se acerca al máximo o el mínimo deseado para la función.

Basándose en los mejores individuos (aquellos que proporcionan las mejores soluciones, o que minimizan o maximizan la función) se crea una nueva generación y se vuelve a evaluar. Este proceso es repetido hasta que el valor de la función, correspondiente al del mejor individuo de cada generación, converge al valor más próximo al del deseado óptimo local.

Generalmente, cada generación de individuos es creada usando la generación anterior de la siguiente manera: un pequeño porcentaje de individuos de la nueva generación formada corresponde con los mejores individuos ("el más apto", similar a la teoría de selección natural); otro porcentaje (por lo general alto) es creado por el cruce de los cromosomas de individuos de la generación anterior (reproducción sexual); y el resto (pequeño porcentaje) es creado al azar cambiando los genes seleccionados de cromosomas de la generación anterior (mutación).

1.4 ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

En este primer capítulo se ha presentado el método de los elementos finitos (FEM) y varias técnicas de minería de datos (DM) como una alternativa a la modelización y optimización de productos o procesos industriales.

El resto del documento recoge los capítulos siguientes:

En el Capítulo 2, se presentan los objetivos generales y específicos que se persiguen en esta tesis. A continuación, en el Capítulo 3 marco de referencia, se muestra una serie de trabajos recientes elaborados con una metodología similar a la expuesta en la tesis. Una vez explicados los objetivos perseguidos y el marco de referencia, en el Capítulo 4 se detalla la metodología desarrollada consistente en la combinación de las técnicas del método de los elementos finitos y la minería de datos (FEM-DM).

Tras explicar la metodología FEM-DM, en los Capítulos 5, 6 7 y 8 es aplicada la misma a la modelización y optimización de una serie de casos prácticos de productos y procesos industriales con la presencia de "altas no linealidades".

En el Capítulo 5 se estudia el comportamiento de un sistema mecánico formado por un rodamiento cónico precargado y el eje de un vehículo industrial. En este caso, se modela la distribución de presiones sobre el eje para realizar un diseño óptimo del mismo cuando el rodamiento cónico precargado se somete a las cargas especificadas de diseño. Las no linealidades son debidas a los contactos entre las diferentes piezas que interactúan entre sí.

En el Capítulo 6 se estudia el proceso industrial del *Skin-Pass*. En este caso se modelan las principales variables de ajuste de dicho proceso con la finalidad de

encontrar modelos mas eficientes y precisos que permitan incluso el ajuste en planta y en tiempo real del proceso. Las no linealidades en este caso son debidas a la plasticidad del material y a los contactos entre los rodillos y la chapa laminada.

En el Capítulo 7, Se plantea la búsqueda de las leyes de comportamiento cíclico de material y los parámetros que las definen para ser formuladas en un modelo FE de un proceso cíclico cualquiera a partir de ensayos cíclicos de Tensión-Deformación de una probeta de laboratorio. En este caso el uso combinado de los algoritmos genéticos (GA) y el método de los elementos finitos (FEM) es capaz de encontrar la mejor ley de comportamiento (lineal o no lineal (Chaboche) y los parámetros que las definen, de manera que el material del modelo FE tenga un comportamiento idéntico al del material ensayado. En este caso se encuentran las leyes de comportamiento y los parámetros que las definen para un material sometido a cargas cíclicas de Tensión-Deformación de 2, 5 y 10 ciclos. Las no linealidades se encuentran presentes en la plasticidad del material y en el endurecimiento o ablandamiento sufrido por el mismo.

En el Capítulo 8, Se estudia un proceso de *Tension-Levelling*. En este caso se muestra como la combinación de los algoritmos genéticos (GA) y el método de los elementos finitos (FEM) puede ser tremendamente útil para ajustar la configuración del proceso industrial con el fin de optimizarlo. En este caso las no linealidades son debidas a la plasticidad del material, los contacto chapa-rodillos y en el endurecimiento o ablandamiento sufrido por el mismo.

Para finalizar, en el Capítulo 9 se exponen unas conclusiones generales de la metodología de resolución planteada (FEM-DM) y en el Capítulo 10 se explican los posibles desarrollos futuros de la metodología planteada.

CAPÍTULO 2: OBJETIVOS

2.1 OBJETIVOS GENERALES

El objetivo principal de esta tesis es el planteamiento de una metodología de modelización y optimización de productos y procesos industriales que presentan un comportamiento altamente no lineal. La metodología se basa en el uso combinado del método de los elementos finitos (FEM) y técnicas de minería de datos (DM)

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Una vez planteada la metodología, se procede a validarla aplicándola a la optimización y modelización de una serie de productos o procesos industriales altamente no lineales con cuatro casos prácticos (*Figura 2-1*):

- Un producto industrial (sistema mecánico) formado por un rodamiento cónico precargado y un eje. Este sistema es muy utilizado en vehículos industriales de gran capacidad en el que la no linealidad es debida a la gran cantidad de contactos sufridos por las piezas que lo componen e interactúan entre sí. En este caso se busca predecir con exactitud la distribución de cargas que actúa sobre el eje del vehículo en función de diferentes parámetros de funcionamiento
- Un proceso industrial de laminado de chapa y conocido como *Skin-Pass*, en el que las no linealidades son debidas a la plasticidad sufrida en el material laminado y por los contactos existentes entre los rodillos y la propia chapa. En este caso se pretende obtener un modelo que pueda ser utilizado posteriormente para una optimización del mismo.
- La búsqueda de las mejores leyes de comportamiento cíclico de un material y el ajuste de los parámetros que las definen con el fin de poder usarlas en cualquier proceso cíclico de cualquier número de ciclos. Las no linealidades son debidas a la plasticidad del material y al comportamiento cíclico del mismo (ablandamiento o endurecimiento).
- Un proceso industrial (cíclico) conocido como *Tension-Levelling*, en el que utilizando los resultados del caso de búsqueda de las mejores leyes de comportamiento cíclico de material y los parámetros que las definen, se optimiza la configuración del proceso, de forma que la velocidad de desplazamiento de la chapa sea la máxima posible sin sobrepasar los valores tomados como admisibles para las tensiones residuales. Las no linealidades son debidas a la plasticidad del material, el comportamiento

Cíclico del mismo (ablandamiento o endurecimiento) y a los propios contactos de los rodillos con la chapa.

Cabe destacar, que los tres últimos casos estudiados corresponden a los procesos básicos que forman el proceso híbrido del proyecto europeo Hyprocom (proceso híbrido formado por un *Tension-Levelling* y un *Skin-Pass*).

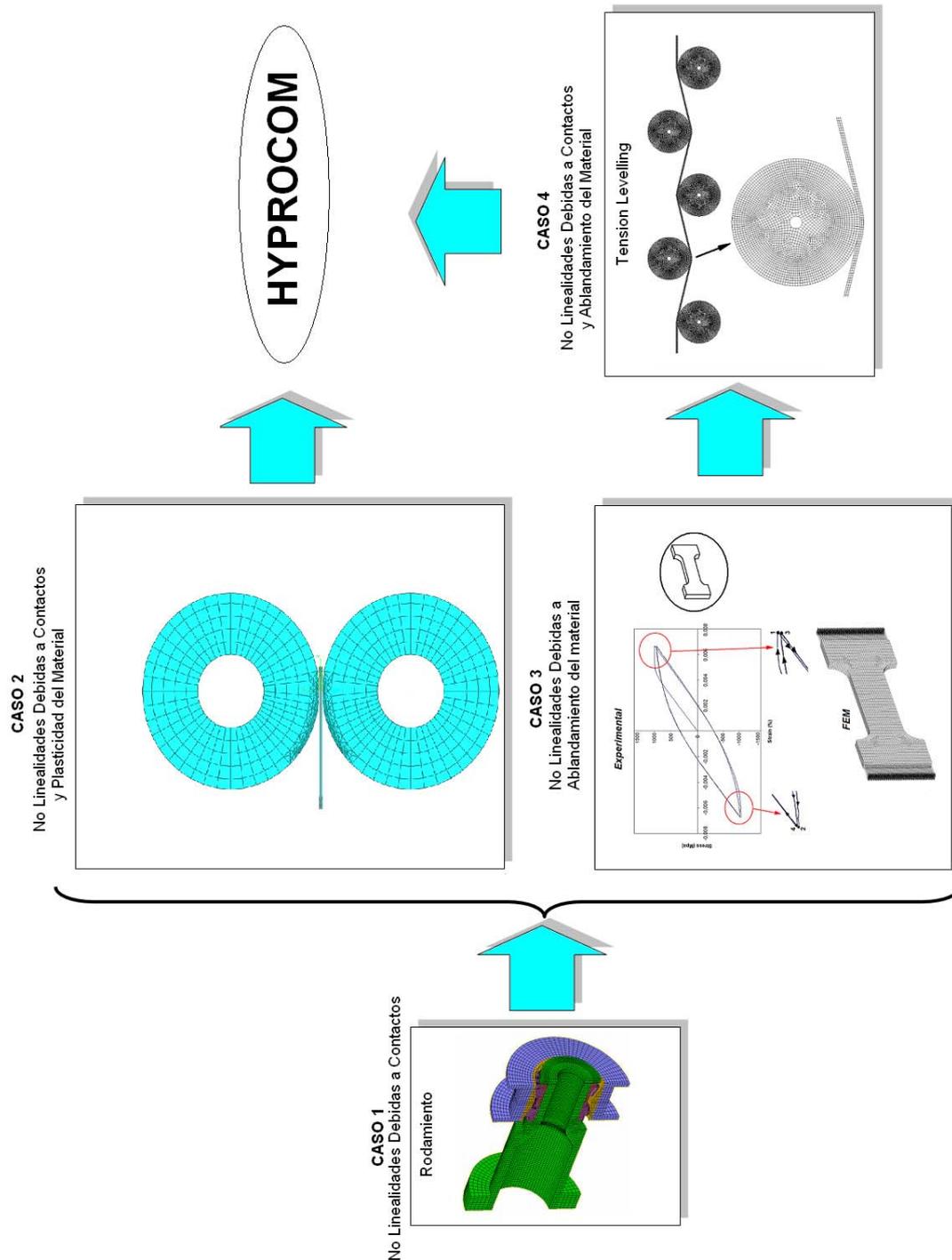


Figura 2-1. Casos prácticos en los que se ha aplicado la metodología FEM-DM propuesta.

CAPÍTULO 3: MARCO DE REFERENCIA

El uso combinado de técnicas diferentes para el diseño y optimización de productos y procesos industriales va tomando día a día mas importancia, de manera que multitud de productos o procesos industriales no serían fácilmente diseñables u optimizables sin la combinación de técnicas (ingeniería inversa, modelización paramétrica, multifísica, etc.).

A pesar de los métodos basados en la combinación de técnicas diversas, apenas existen referencias bibliográficas respecto a la combinación del método de los elementos finitos (FEM) y la minería de datos (DM).

En los siguientes puntos del presente apartado se citan y comentan varios artículos en los que se ha modelizado u optimizado algún producto o proceso industrial empleando para ello la combinación de técnicas FEM-DM.

3.1 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES (ANNS)

Hoy en día, la combinación del método de los elementos finitos (FEM) y de las redes neuronales artificiales (ANNS) comienza a ser aplicada a la optimización y al diseño de productos y procesos industriales, aunque el número de referencias existentes no es muy elevado.

Por ejemplo, dentro del campo de diseño de sistemas mecánicos (producto), cabe citar el trabajo realizado por Barai *et al.* (1995) en el que partiendo de los cálculos de una estructura metálica (en concreto un puente) realizaron una optimización de los componentes que la constituían empleando para ello redes neuronales artificiales.

Shen *et al.* (2004) estudiaron un conjunto mecánico formado por una polea de acero en contacto con una correa de material hiperelástico. En este caso, se planteó una red neuronal artificial (ANN) para modelizar el comportamiento del material de la correa, entrenándose la red con datos experimentales. Con el modelo de material hiperelástico obtenido a partir de la red neuronal se implementó el modelo de material en el modelo FE.

Otro trabajo interesante, dentro del campo de control de procesos, fue el de Lin *et al.* (2005) en el que mediante FEM se simuló un proceso de pulido mecánico-químico y se obtuvieron los valores de las tensiones de Von Mises en determinados puntos de la herramienta de pulido. El proceso se simuló combinando diferentes condiciones de funcionamiento y diferentes espesores de la herramienta. Con las tensiones de Von Mises obtenidas en estas condiciones, se plantearon varias redes neuronales artificiales abductivas. Con

Los modelos obtenidos se pudo reducir el número de simulaciones necesarias para recrear el proceso y su posterior optimización y control en tiempo real.

Por ejemplo, Zhang *et al.* (2006) estudiaron cómo modelizar, a partir de simulaciones FEM, las fuerzas de contacto superficiales existentes entre una pieza a fabricar y un banda elástica de lijado que contacta con dicha pieza. En este caso, el sistema de control del robot requería una respuesta rápida y el modelo FE era incapaz de darlas. Para ello, dichos autores optaron por una modelización con ANNs a partir de los modelos FEM.

Más recientemente, Gudur *et al.* (2008) desarrollaron una ANN de un proceso de laminado en frío de un acero. Con este modelo, no solo se consiguió predecir los valores de las fuerzas normales de contacto y la posición del punto neutral de la zona de contacto del rodillo con la lámina de acero, sino que además se consiguió predecir los valores del campo de velocidades de la chapa laminada. Los valores empleados en el entrenamiento de la ANN fueron obtenidos mediante FEM usando además un modelo de elasto-plástico para el material. Con esta técnica se consiguió reducir el tiempo de cómputo sin perder exactitud en el control del proceso de laminado.

3.2 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y ÁRBOLES DE REGRESIÓN

El uso actual de la combinación de las técnicas del Método de los elementos finitos (FEM) y de árboles de regresión para la optimización de sistemas mecánicos no lineales es prácticamente inexistente. En el Capítulo 5 se presenta un caso práctico de la aplicación de ésta combinación de técnicas para el diseño y optimización de un rodamiento y un eje de un vehículo industrial.

3.3 COMBINACIÓN DEL MÉTODO DE LOS ELEMENTOS FINITOS (FEM) Y ALGORITMOS GENÉTICOS (GA)

En relación al uso de técnicas FEM y de algoritmos genéticos (GA), existen algunos autores que han desarrollado trabajos combinando estas mismas técnicas, o técnicas muy similares para el ajuste de procesos industriales

Por ejemplo, en Morris *et al.* (2005) se combinan técnicas de modelización basadas en FEM y en diseño de análisis factorial, de esta forma se facilita el estudio de los parámetros de funcionamiento de un proceso de *Tension-Levelling* y de esta manera se reduce el número de simulaciones requeridas para ajustar el proceso. En este caso, es necesario conocer con anterioridad la ley de comportamiento cíclico del material.

En Pernía *et al.* (2009) se muestra como la combinación de técnicas FEM y GA pueden ser verdaderamente eficientes en el estudio y en la optimización de las Tensiones residuales del proceso de enderezamiento (*Straightening*) de perfiles de acero.

Así mismo, Fedele *et al.* (2005) y Franulovic *et al.* (2009) combinan técnicas de GA y de modelos FE para ajustar los parámetros del modelo no lineal del comportamiento de una probeta de laboratorio sometida a cargas cíclicas y, posteriormente, validan los resultados obtenidos del modelo FE con los obtenidos experimentalmente.

CAPÍTULO 4: METODOLOGÍA

La metodología planteada en esta tesis se basa en la combinación del método de los elementos finitos y técnicas de minería de datos para optimizar y modelar productos o procesos industriales, de manera que los modelos encontrados sean lo suficientemente precisos, mas sencillos y fáciles de utilizar que los propios modelos obtenidos única y exclusivamente con la utilización de cualquiera de los métodos mencionados.

La metodología para el modelizado está dividida en dos fases fundamentalmente. La primera de ellas tiene por objetivo la creación de las bases de datos de entrenamiento y testeo obtenidas de los resultados de las simulaciones de los modelos de elementos finitos (ver *Figura 4-1*). En primer lugar, partiendo de los parámetros de diseño del producto o proceso a modelar, se genera un CAD que sirve de entrada a un primer modelo FE de validación.

Modelado este primer FEM y teniendo en cuenta los distintos requisitos de diseño, se procede a una validación del mismo, comparando los resultados de las simulaciones del modelo planteado con datos experimentales de un producto o proceso real con idénticos requisitos de funcionamiento.

Si la diferencia entre los resultados del modelo FE y los datos experimentales (error) está por debajo de un umbral considerado como válido, el modelo FE estaría aceptado y podría ser utilizado en el modelado final del producto o proceso. Si por el contrario la diferencia entre los resultados FEM y experimentales es igual o está por encima de este umbral, el modelo no sería válido y habría que volver a replantearlo.

Una vez que el modelo FE esté validado con datos experimentales, se procede a la fase de simulación ante diversas condiciones de funcionamiento. En este punto se pretende abarcar con el modelo FE planteado todo el espacio posible de combinaciones de funcionamiento.

Con los resultados de las simulaciones FEM, parámetros de diseño y requisitos de funcionamiento, se generan las bases de datos de testeo y entrenamiento que servirán como punto de partida de búsqueda de los modelos de regresión.

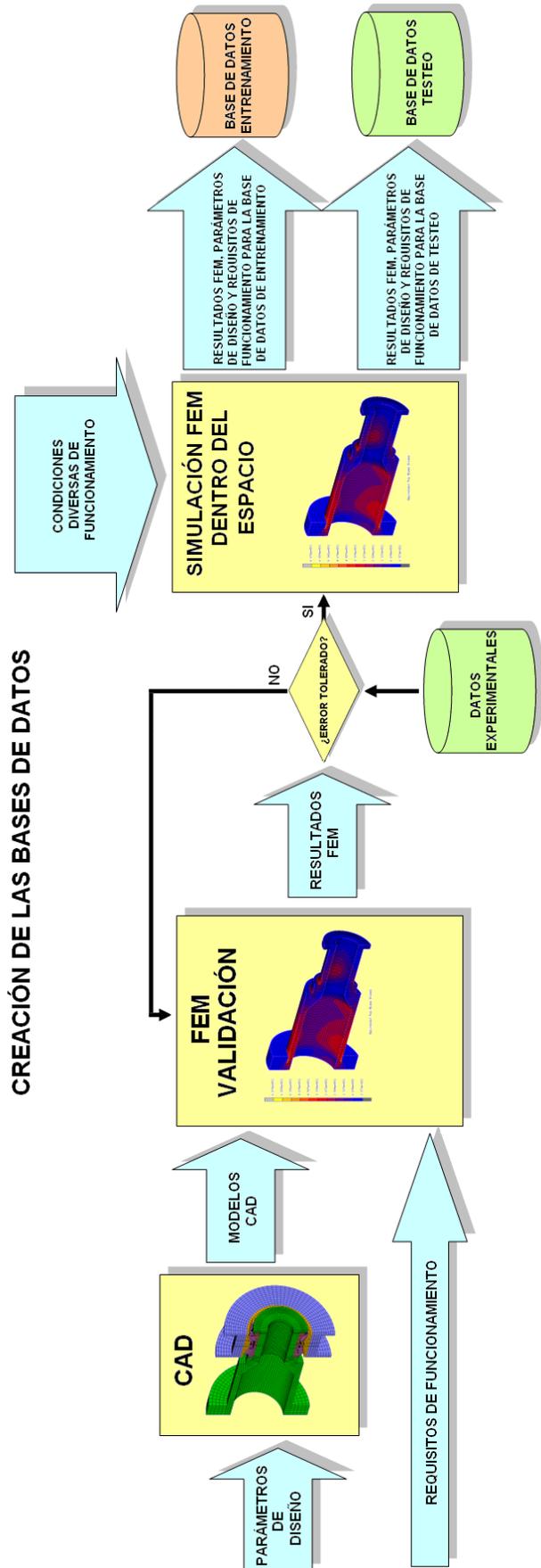


Figura 4-1. Proceso de creación de las bases de Datos y Testeo.

La segunda fase consiste en la búsqueda de los modelos de regresión (ver *Figura 4-2*). En primer lugar, partiendo de la base de entrenamiento, se plantean una batería de modelos de predicción, utilizando para ello técnicas de minería de datos.

Para los diferentes modelos de regresión entrenados, se comprueba su capacidad de generalización mediante el empleo de una base de datos de testeo, esto es, soluciones del modelo FE nunca vistas en la fase de entrenamiento.

La elección del mejor modelo de regresión se realiza en base al criterio de error definido en cada caso.

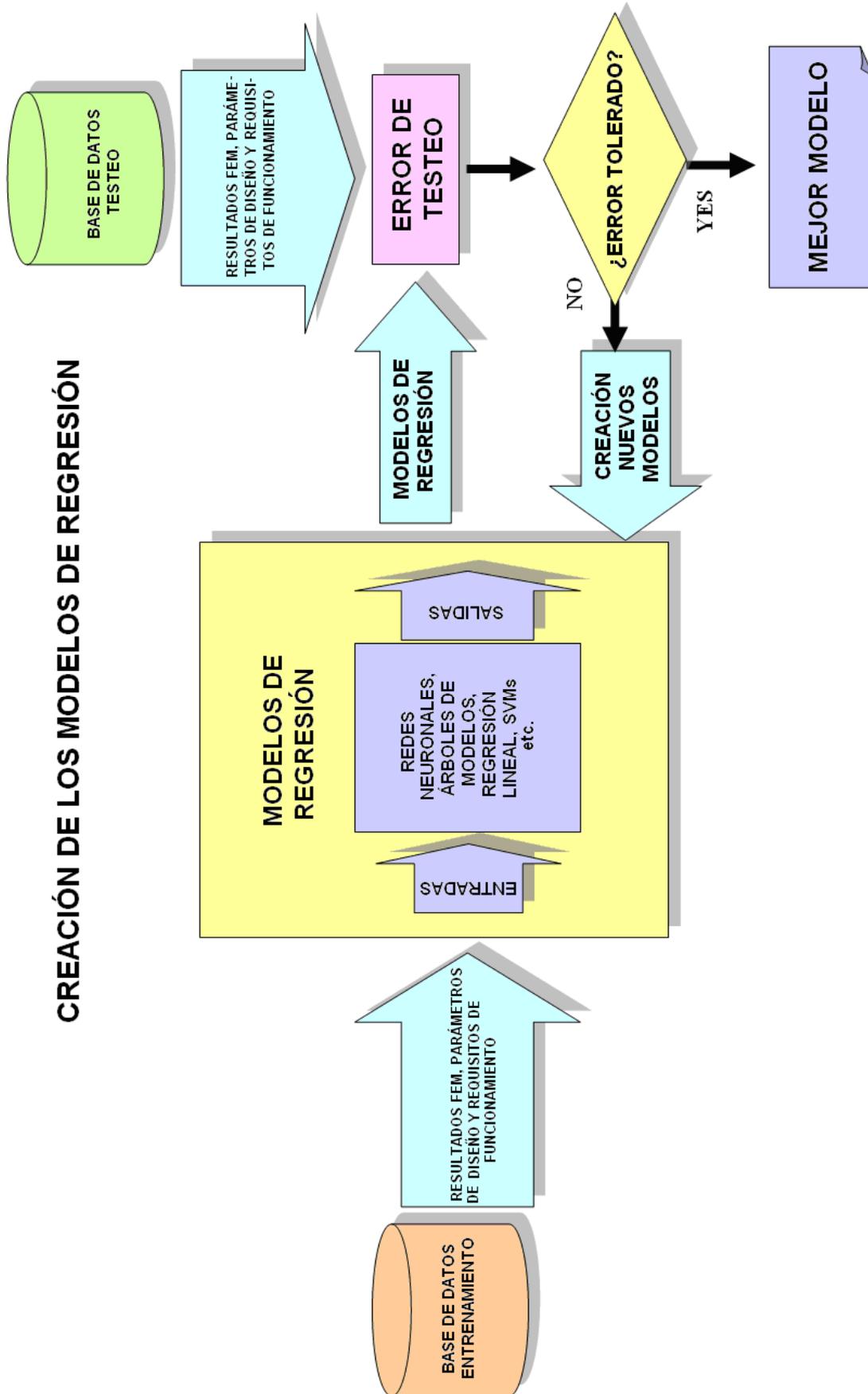


Figura 4-2. Proceso de creación de los modelos de Regresión.

CAPÍTULO 5: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS

5.1 INTRODUCCIÓN

En este caso se aplica la metodología explicada en el Capítulo 4 a la resolución de un sistema mecánico complejo con múltiples contactos entre sí y formado por el eje de un vehículo, un rodamiento precargado y una rueda.

Esta multitud de contactos, con alta interacción entre componentes, le confiere al sistema mecánico un comportamiento altamente no lineal y difícilmente modelable.

Generalmente, la mayoría de aplicaciones desarrolladas hasta la fecha se basan en el uso combinado de FEM y de redes neuronales pero, estos trabajos generalmente se centran en modelar un grupo reducido de nodos del mapa FEM.

La combinación de árboles de regresión con FEM puede ser una buena estrategia en la optimización de este sistema mecánico altamente no lineal.

Los árboles de regresión permiten modelizar los mapas no lineales obtenidos mediante FEM (FEM-based Nonlinear MAP) correspondientes a campos de velocidad, presiones, temperaturas, etc.; de una forma más sencilla y eficaz que otras técnicas más utilizadas actualmente como son las redes neuronales artificiales (ANN), las máquinas vectores soporte (SVM), técnicas de regresión, etc.

Estas técnicas, provenientes de la Minería de Datos, dividen el espacio de instancias y generan árboles formados por submodelos ajustados, cada uno de ellos, a uno de los grupos de datos obtenidos de esa división. Este ajuste local permite desarrollar buenos modelos cuando los datos son muy heterogéneos, la densidad es muy irregular y el número de ejemplos es reducido.

5.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El sistema mecánico no lineal estudiado corresponde al eje de un vehículo e incluye un rodamiento cónico precargado y una rueda como se muestra en la *Figura 5-1*. Se trata por lo tanto de un sistema altamente no lineal debido a la existencia de multitud de componentes interactuando entre sí a través de contactos mecánicos.

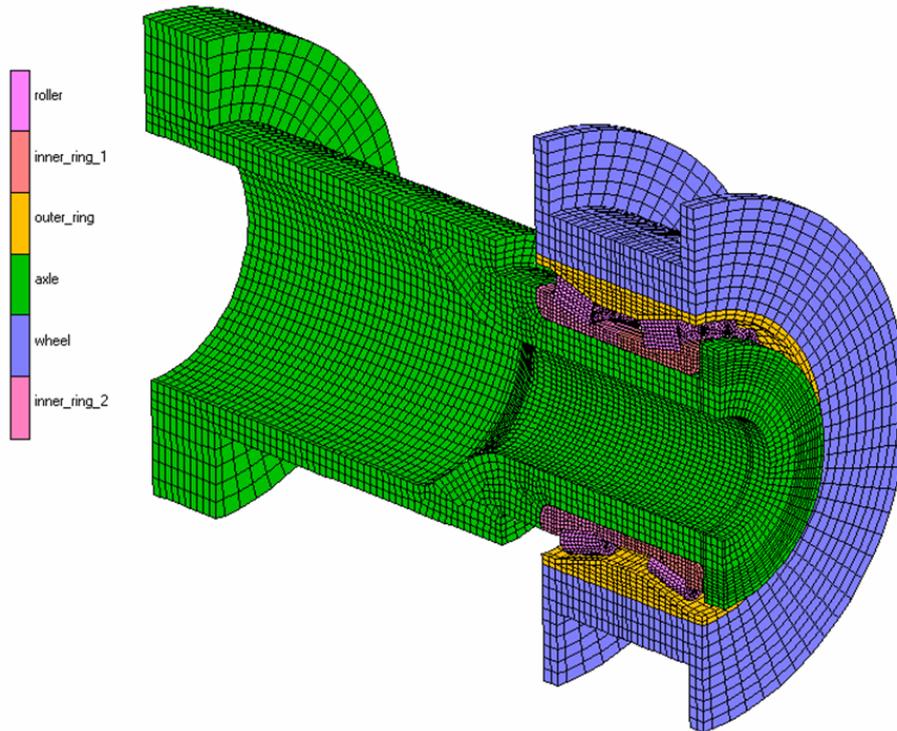


Figura 5-1. Esquema del eje del vehículo, rodamiento y rueda.

Actualmente, la utilización de rodamientos precargados es de vital importancia pues, si no se usan estos componentes mecánicos, la distribución de cargas que aparece sobre los rodillos o bolas que forman el rodamiento sería tan elevada que la vida de estos dispositivos se reduciría considerablemente.

En *Figura 5-2* se muestra un rodamiento cónico precargado completamente desmontado en el que pueden apreciarse las diferentes componentes que lo forman.



Figura 5-2. Despiece de un rodamiento cónico precargado.

En el diseño de un eje en el que se monta un rodamiento precargado, no se conoce con exactitud cómo es la transmisión de las cargas sobre este eje, ya que son función de los valores de precarga aplicada al rodamiento y de la carga existente sobre la rueda (*Figura 5-3*), por lo ello, es conveniente analizar las presiones de contacto que se puedan generar en el eje para identificar las zonas de Tensiones máximas y poder optimizar el diseño del conjunto mecánico.

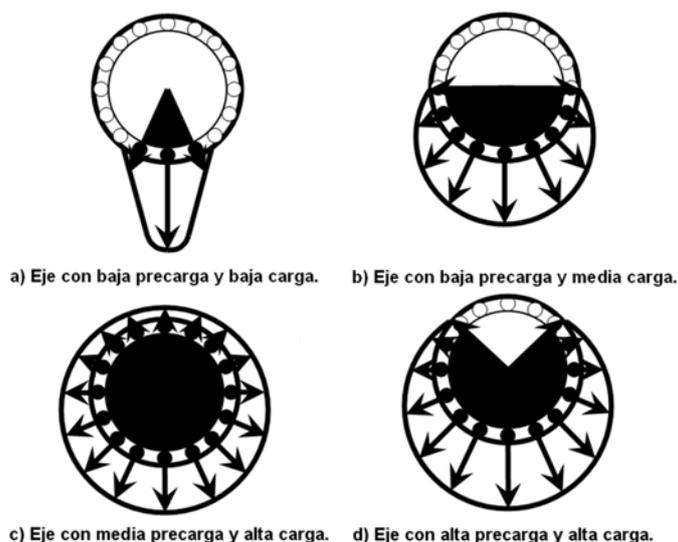


Figura 5-3. Variación de los valores de presión de contacto sobre el eje en función de los valores de precarga y carga sobre el rodamiento.

5.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN.

Actualmente los métodos más utilizados para simular sistemas mecánicos en los cuales estén presentes los rodamientos son los siguientes:

- El primero consiste en aplicar sobre el eje una distribución de cargas senoidal en forma de presión con lo que es necesario saber con antelación como será dicha distribución de cargas. Esta distribución de cargas es obtenida mediante simulación FEM previa o aplicando directamente las leyes de Hertz y, posteriormente, se aplican estas cargas directamente sobre la zona de contacto entre el rodamiento y el eje. Autores como Duijvendijk *et al.* (2006) utilizan esta metodología para simular mediante FEM rodamientos precargados en aerogeneradores. En la *Figura 5-4* se muestra la distribución de presiones en las pistas de los anillos interiores y exteriores del rodamiento.

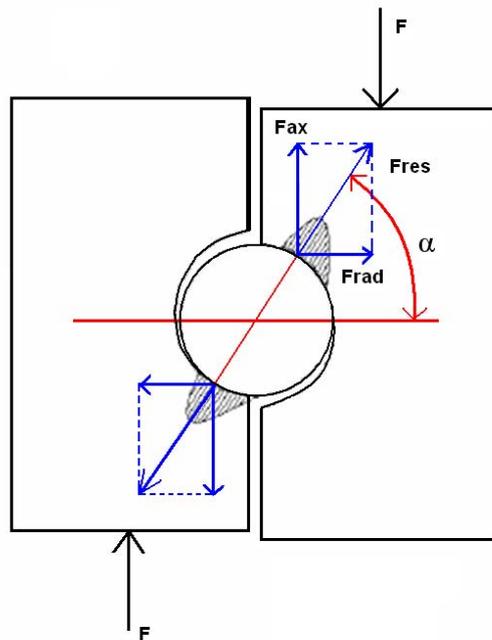


Figura 5-4. Distribución de presiones en las caras de la pista interior y exterior del rodamiento según de las leyes de Hertz.

- El segundo método consiste en simular el rodamiento completo mediante FEM reemplazando los rodillos o bolas por elementos barra o viga de una rigidez equivalente. En este caso, la dificultad radica en la obtención de la rigidez equivalente de estos elementos y, normalmente, se hace mediante el procedimiento llamado “actualización modal”. Este procedimiento consiste en hacer simulaciones FEM modales y ensayos modales de laboratorio

Hasta que se consigue encontrar la rigidez apropiada que han de tener los rodillos o bolas.

El inconveniente radica en que las simulaciones realizadas son totalmente lineales, ya que no tienen en cuenta la no linealidad de todos los contactos existentes (despegues de los rodillo o de las bolas del rodamiento debido a que los valores de precarga son insuficientes, diferentes coeficientes de fricción que puedan existir entre los diferentes componentes en función del grado de lubricación del rodamiento o del acabado superficial de los mismos, etc.). Este procedimiento fue empleado por Badiola *et al.* (2003) para el estudio de un eje de un vehiculo industrial que montaba este tipo de rodamientos (*Figura 5-5*).

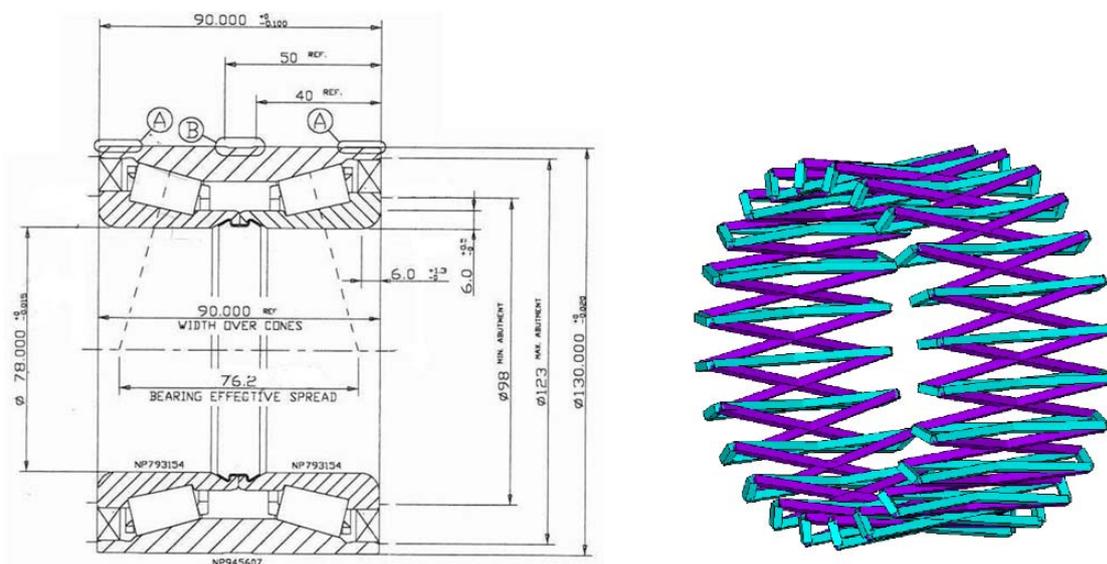


Figura 5-5. Sustitución de los rodillos del rodamiento por barras de rigidez equivalente en el método de actualización modal.

- Además de estos dos métodos citados, existe la posibilidad de simular el modelo de rodamiento completo teniendo en cuenta todas las no linealidades generadas por los contactos, es decir, teniendo en cuenta en la simulación FEM todos los componentes que forman el sistema mecánico. Por ejemplo, autores como Strand (2007) investigaron la distribución de presiones de contacto sobre un alojamiento de un cojinete (*journal bearing housing*) que va montado en una máquina excavadora mediante el método de los elementos finitos. Este estudio le permitió optimizar el espesor del cojinete y de su alojamiento en función de la carga aplicada.

Otros autores como Zhang *et al.* (2003) estudiaron la distribución de Tensiones en el anillo interior de un rodamiento precargado utilizando FEM, el conjunto estudiado es muy similar al del presente estudio, demostrando que en función de los valores de precarga y de carga aplicada, la

Distribución de tensiones se aleja de la distribución senoidal teórica que debería de tener.

5.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA DEL SISTEMA MECÁNICO EJE-RODAMIENTO.

Como se ha comentado anteriormente, las presiones de contacto que actúan sobre el eje del vehículo se ven influenciadas por el valor de la precarga del rodamiento, el valor de la carga sobre la rueda y el valor del coeficiente de fricción entre las distintas piezas que entran en contacto. Por lo tanto, el objetivo final es analizar la superficie de contacto entre los anillos interiores y el eje y modelar las presiones existentes.

El tiempo empleado para la optimización de este sistema mediante FEM lo hace inviable debido al tiempo de cálculo que necesita el ordenador para resolver todas las diversas combinaciones de carga. De esta forma, se decidió crear un modelo de regresión que permitiera determinar dichas presiones de contacto ante diversas condiciones de trabajo.

Este modelo de regresión ha de ser capaz de encontrar una expresión matemática que, en función de la precarga en el rodamiento, la carga en la rueda y el coeficiente de fricción entre las superficies, pueda determinar las presiones que aparecen en la superficie de contacto entre el eje y el anillo interior del rodamiento.

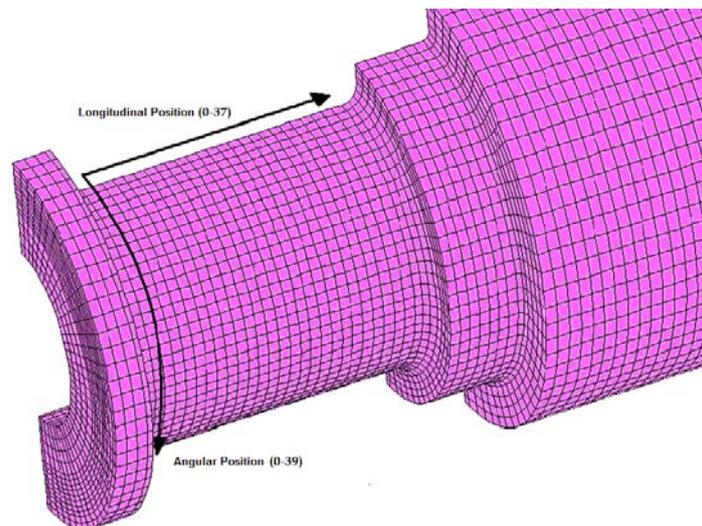


Figura 5-6. Superficie de estudio a analizar y modelar.

Estas presiones de contacto vendrán determinadas según las coordenadas de cada punto de la superficie (*Longitudinal Position-Angular position*), así como del valor de la precarga, la carga y el coeficiente de fricción (*Figura 5-6*).

Pudiendo predecir estas presiones de contacto sobre la superficie, se está en disposición de rediseñar y optimizar el sistema mecánico frente a las diferentes combinaciones de carga que pueda encontrar a lo largo de su vida. Una vez desarrollado y validado el modelo de predicción, se puede calcular las presiones ante cualquier especificación de funcionamiento (dentro de los rangos preestablecidos) y en cualquier punto de la superficie de contacto, transformando el modelo de elementos finitos no lineal, en un modelo lineal fácilmente de simular y de resolver.

5.4.1 MODELO FE DEL RODAMIENTO

El modelo FE tiene en cuenta los contactos existentes entre la pista interior y el eje, entre la pista interior y los rodillos, entre la pista exterior y los rodillos y, entre la pista exterior y la rueda.

Los diferentes componentes que forman el conjunto mecánico son (*Figura 5-7*):

- **Eje del vehículo:** Sobre el eje se monta el rodamiento con interferencia de manera que el coeficiente de fricción entre los anillos interiores del rodamiento y el eje sea un valor elevado. Se optó por un valor típico al empleado en uniones atornilladas (0.15).
- **Rueda:** Componente que está en contacto con el anillo exterior del rodamiento y donde se aplica la fuerza que actúa sobre el conjunto.
- **Anillos interiores:** Componentes interiores del rodamiento que están en contacto con el eje y soportan los rodillos cónicos.
- **Anillo exterior:** Componente exterior del rodamiento unido a la rueda y apoyado sobre los rodillos cónicos.
- **Rodillos cónicos:** Rodillos troncocónicos que están en contacto con el anillo exterior y el anillo interior del rodamiento.

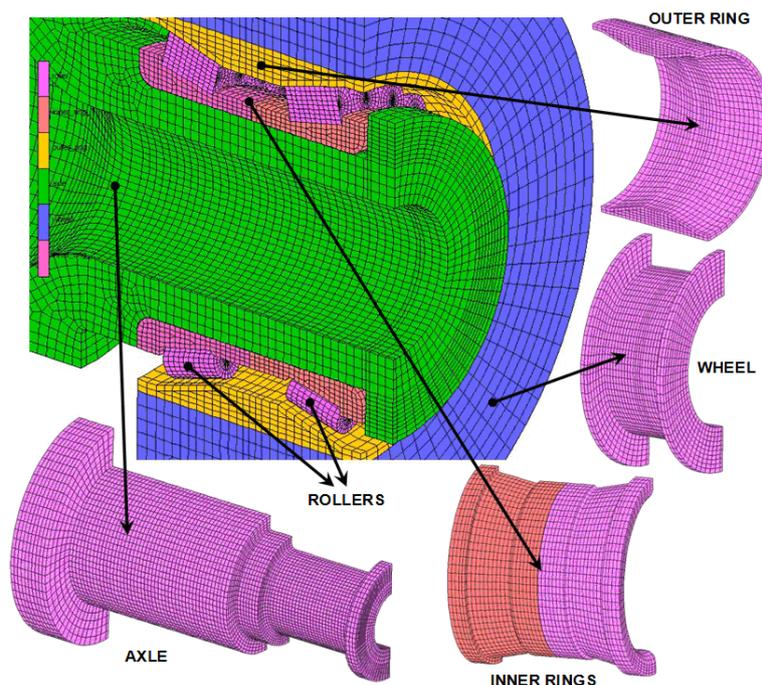


Figura 5-7. Elementos principales del FEM.

El programa de simulación FEM utilizado en este estudio fue *Abaqus Standard®*, siendo el modelo de fricción utilizado el de Coulomb.

Los valores de los coeficientes de fricción utilizados (*Tabla 5-1*) se obtuvieron de Linares (2005). En este trabajo se plantean los valores característicos de los coeficientes de fricción estáticos para diferentes tipos de rodamientos en función de los valores del grado de lubricación a la que están sometidos.

Preload 1 [kN]	Preload 2 [kN]	Preload 3 [kN]	Load [kN] (From-To)	Friction coefficient (From-To)
3.92	4.9	5.88	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
7.84	9.8	11.76	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
11.76	14.7	17.64	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
15.68	19.6	23.52	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
19.6	24.5	29.4	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
23.52	29.4	35.28	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
27.44	34.3	41.16	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
31.36	39.2	47.04	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
35.28	44.1	52.92	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025
39.2	49	58.8	8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80	0.010, 0.015, 0.020, 0.025

Tabla 5-1. Valores utilizados para la simulación del rodamiento cónico.

5.4.2 DESARROLLO DEL MODELO DE PREDICCIÓN

Como se ha comentado anteriormente, el objetivo consistió en encontrar una expresión matemática que, en función de la precarga en el rodamiento, la carga en la rueda y el coeficiente de fricción, se pudieran determinar las presiones de contacto entre en el eje para cada uno de los puntos de la superficie del mismo.

Todos los casos, provenientes del cálculo FEM, se obtuvieron de la siguiente manera:

- Al tratarse de un sistema no lineal, se aplicó la precarga en primer lugar y posteriormente la carga poco a poco (en forma de pasos). De esta manera, podía obtenerse un gran número de resultados en una sola simulación.
- El numero de simulaciones realizadas fue de 12, y correspondientes a:
 - precargas máximas de 39.2 kN, 49 kN y de 58.8 kN,
 - carga máxima de 80 kN,
 - coeficientes de fricción estático de 0.01-0.015-0.02 y 0.025.

Las 12 simulaciones se realizaron combinando las precargas, cargas y coeficientes de fricción. En cada simulación, se guardó el mapa FEM de presiones de contacto de cada paso significativo (20 pasos por simulación) obteniéndose un total de 240 soluciones diferentes (ver *Tabla 5-1*).

En cada uno de los grupos de datos que sirvieron de entrenamiento al modelo de predicción, se incluyeron las presiones de contacto de todos los nodos que formaban la superficie de contacto entre el eje y los anillos interiores del rodamiento. Esta superficie estaba formada por 40 nodos, que abarcaban un arco correspondiente a medio eje con separaciones equidistantes entre nodos y con 38 nodos que abarcaban toda la longitud de dicha zona (ver *Figura 5-6*). Por este modo la matriz final estaba formada por un mapa de presiones de contacto de 40x38 puntos siendo las filas la posición angular (*angular position*) (de 0 a 39) y las columnas la posición longitudinal (*longitudinal position*) de la celda (de 0 a 37).

A partir de la unión de los mapas obtenidos de todas las simulaciones se creó una tabla cuyas columnas estaban formadas por:

1. La Precarga en el rodamiento.
2. La Carga en la rueda.
3. El Coeficiente de Fricción.
4. La Posición angular (y) del nodo.

5. La Posición longitudinal (x) del nodo.

6. La Presión de contacto en el nodo.

Cada fila de esta tabla correspondía a la presión de contacto en un punto determinado de la superficie y con unas condiciones de precarga, carga y coeficiente de fricción específicas.

Las cinco primeras columnas correspondían con los parámetros de entrada del modelo y la última columna, la “presión de contacto”, con la variable de salida que debía predecir el modelo. Los valores se escalaron entre 0 y 1 para facilitar la convergencia de las redes neuronales.

De la tabla obtenida se seleccionó aleatoriamente un 80% de los datos para la base de datos de entrenamiento y el otro 20% para la base de datos de testeo. Con la base de datos de entrenamiento se desarrollaron los siguientes modelos:

1. Regresión Lineal.
2. Regresión Robusta de Mínimos Cuadráticos Mediante Mediana.
3. Red Neuronal Multicapa con diferentes neuronas en la capa oculta.
4. Árbol de Regresión (algoritmo M5).
5. Redes Neuronales con Funciones de Base Radial (Radial Basis) con diferentes cluster.

Para cada tipo de modelo se crearon 10 versiones con el objetivo de tener una mejor búsqueda de mínimos locales.

5.5 RESULTADOS

En la *Tabla 5-2* se muestran los errores medio absoluto y cuadrático medio obtenidos al aplicar la base de datos de testeo. En este caso, se muestra el resultado del mejor modelo, de los 10, de cada tipo.

Model	Mean Absolute Error (MAE)	Root Mean Squared Error (RMSE)
Trees.M5P	0,92%	1,71%
MultilayerPerceptron (10)	8,85%	11,96%
MultilayerPerceptron (15)	8,91%	12,04%
MultilayerPerceptron (5)	9,03%	12,19%
MultilayerPerceptron (20)	9,23%	12,43%
MultilayerPerceptron (30)	9,23%	12,37%
RBFNetwork (40)	14,38%	17,69%
RBFNetwork (30)	14,78%	17,94%
LeastMedSq	14,83%	23,52%
RBFNetwork (20)	14,83%	18,05%
RBFNetwork (15)	15,00%	18,09%
SimpleLinearRegression	15,06%	18,04%
RBFNetwork (10)	15,07%	18,21%
RBFNetwork (5)	15,33%	18,39%

Tabla 5-2. Resultados del proceso de modelizado. Mínimos errores obtenidos para cada tipo de modelo.

Se puede apreciar que los modelos de regresión basados en el algoritmo M5 (0.92% de Error Medio Absoluto (*Mean Absolute Error*, MAE) tienen una capacidad de generalización claramente superior a los demás. El comportamiento de la mejor red neuronal (con 10 neuronas en la capa oculta y un error MAE de 8.85%) no fue muy bueno aunque mejoraba los modelos de regresión lineales (15.06% de MAE), a los modelos robustos (14.83% de MAE) y a las redes de función de base radial (14.38% de MAE).

Con respecto a las redes neuronales, no se advirtieron mejoras significativas al aumentar el número de neuronas de la capa oculta ni en el número de cluster de las redes con funciones de base radial.

En *Figura 5-8 (a)*, *Figura 5-9 (a)* y *Figura 5-10 (a)* se muestran las presiones de contacto obtenidas mediante FEM con unas condiciones de trabajo diferentes a las utilizadas en la fase de creación de los modelos.

En las *Figura 5-8 (b)*, *Figura 5-9 (b)* y *Figura 5-10 (b)* se representan las presiones de contacto obtenidas con el mejor modelo de red neuronal (Multilayer Perceptron con 10 neuronas en la capa oculta) y en las *Figura 5-8 (c)*, *Figura 5-9 (c)* y *Figura 5-10 (c)* las obtenidas mediante el árbol de regresión (trees.M5P).

Claramente se aprecia en todos los casos, que la predicción del árbol de regresión es superior a la del modelo basado en redes neuronales. Como las superficies de presiones de contacto son muy heterogéneas y altamente no lineales, el modelo matemático de red neuronal es incapaz de poder expresar con precisión dicha geometría. En cambio, el ajuste local por zonas del árbol de regresión permite que éste se pueda amoldar fácilmente a todas ellas. Seguramente, estas dos circunstancias pueden ser las causantes del mejor comportamiento de los árboles frente a los otros modelos en este tipo de casos.

Bien es cierto, que podría desarrollarse un modelo de red neuronal para cada nodo o zona del mapa de presiones, aunque esta tarea sería mucho más laboriosa que la efectuada con un modelo de regresión.

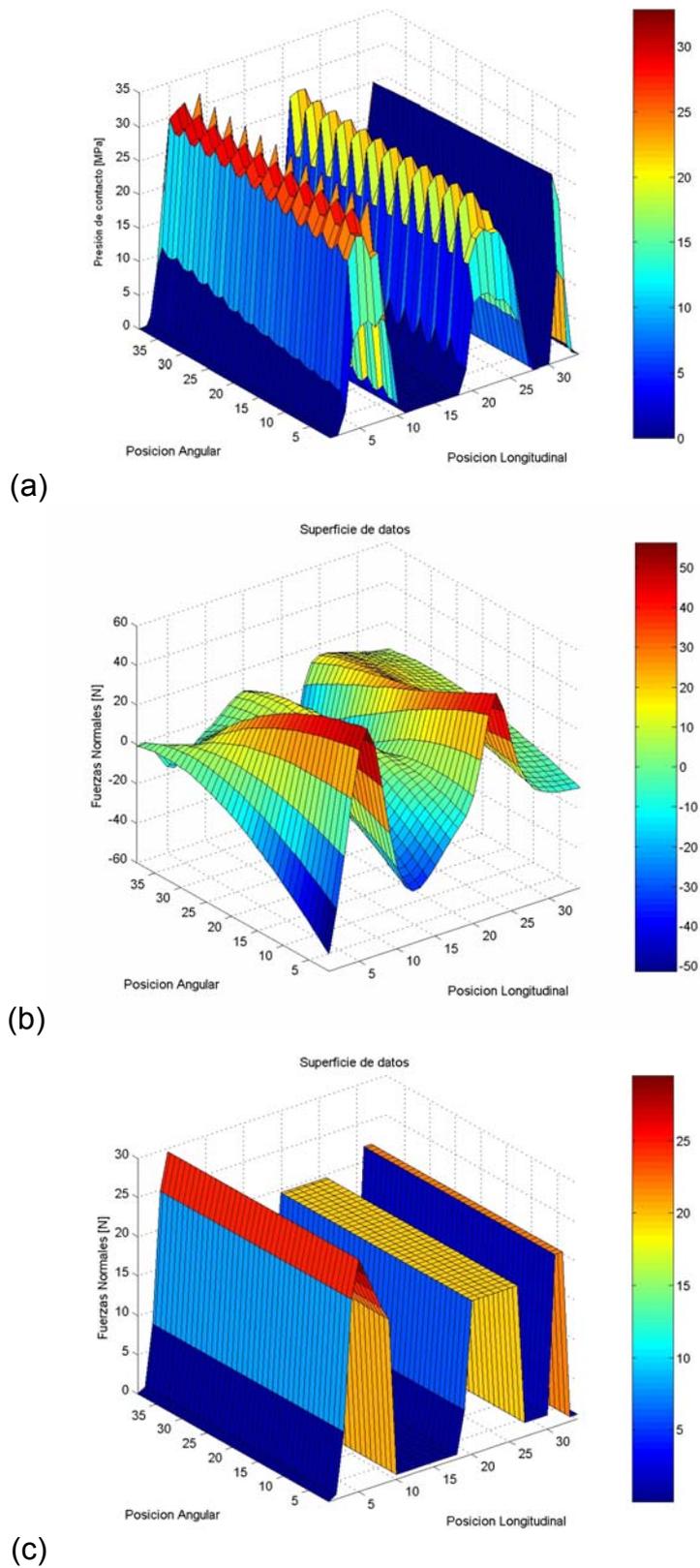


Figura 5-8. Presión de contacto con precarga de = 5.3kN, carga = 0kN y coeficiente de fricción = 0.018 (a=FEM, b=Neural Network Prediction, c=Regression Tree Prediction).

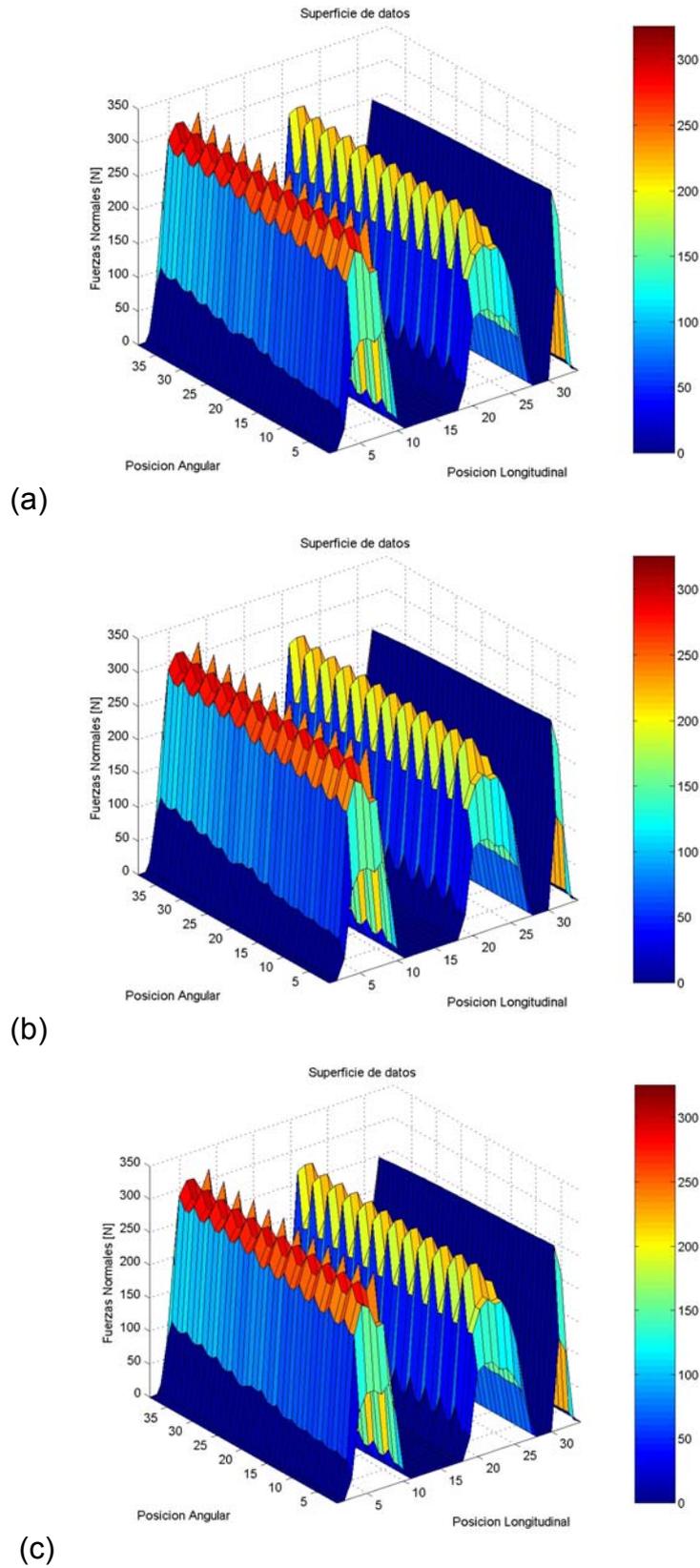


Figura 5-9. Presión de contacto con precarga de = 53kN, carga = 0kN y coeficiente de fricción = 0.018 (a=FEM, b=Neural Network Prediction, c=Regression Tree Prediction).

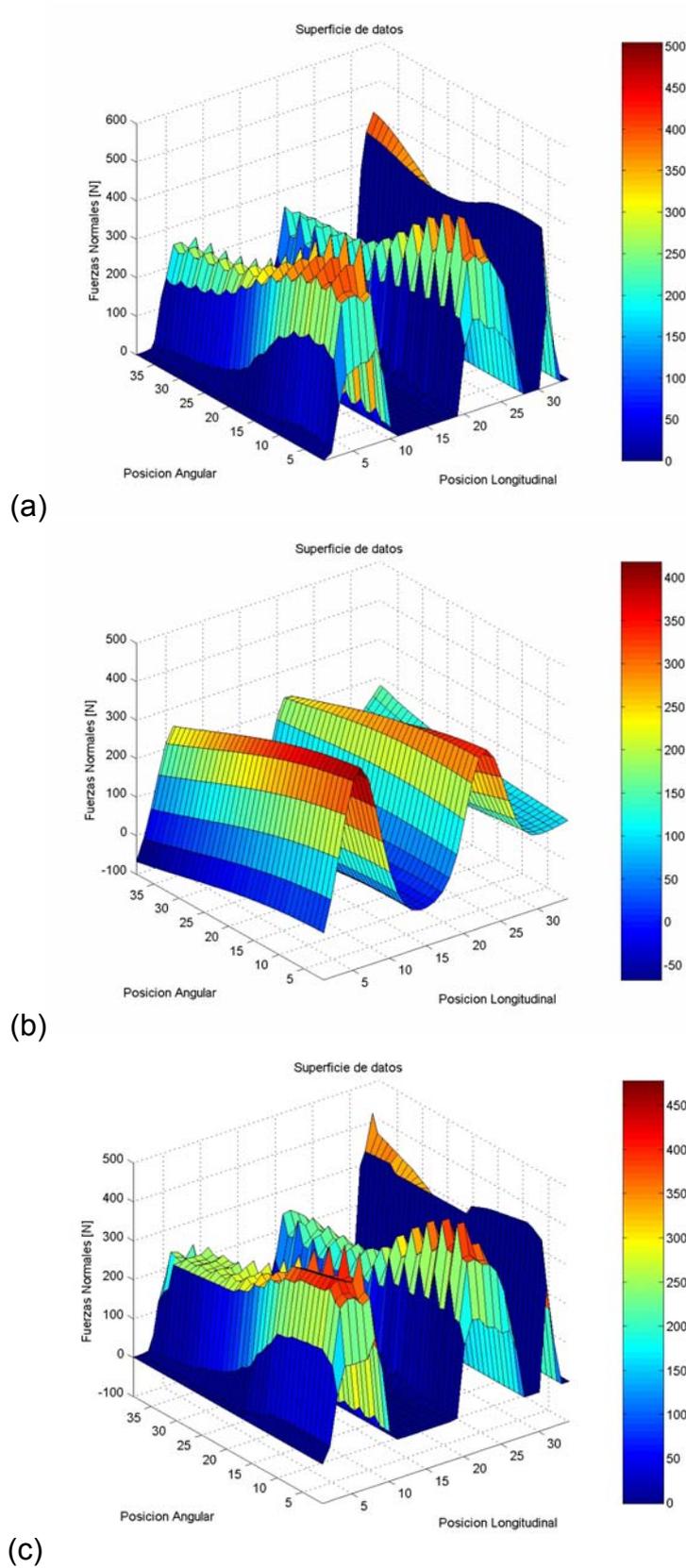


Figura 5-10. Presión de contacto con precarga de = 5.3kN, carga = 60kN y coeficiente de fricción = 0.018 (a=FEM, b=Neural Network Prediction, c=Regression Tree Prediction).

5.6 CONCLUSIONES

En este Capítulo se ha demostrado como los árboles de regresión o técnicas híbridas basadas en este tipo de árboles, pueden ser usados para desarrollar excelentes modelos de predicción a partir de los mapas no-lineales obtenidos de modelos FE de sistemas mecánicos o procesos de ingeniería complejos.

Hasta ahora, la mayoría de aplicaciones desarrolladas se basaban en el uso de redes neuronales pero estos trabajos generalmente se centraban en modelar un grupo reducido de nodos del mapa FEM. En cambio, la capacidad de los árboles de regresión para realizar submodelos que se ajusten localmente en cada zona de los mapas FEM permite expresar con precisión superficies complejas y altamente no lineales. Con árboles de regresión y herramientas gratuitas como WEKA se pueden realizar fácilmente modelos que aprendan de las simulaciones FEM y que permitan predecir instantáneamente los valores de cada nodo del mapa y ante múltiples condiciones de operación. De esta forma, estos modelos pueden ser usados para optimizar fácilmente parámetros de diseño de sistemas mecánicos o realizar control de procesos en tiempo real.

CAPÍTULO 6: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS Y PLASTICIDAD DEL MATERIAL

6.1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se aplica la metodología propuesta para el desarrollo de modelos capaces de determinar, con precisión, las variables de ajuste de un proceso de *Skin-Pass rolling* a partir de sus condiciones de funcionamiento. En primer lugar, se construye y valida un modelo FE de un proceso real de *Skin-Pass*. A partir del mismo, se genera una batería de modelos FE con diferentes parámetros, elegidos dentro de unos rangos preestablecidos de configuración del proceso y características de la chapa. De cada una de las simulaciones de los modelos FE se extraen las variables de ajuste que se desean modelar y se genera una base de datos compuesta por los parámetros de configuración del proceso, las características de la chapa y estas variables de ajuste. A continuación, con diversos tipos de algoritmos de DM se desarrollan modelos de predicción para cada una de las variables de ajuste del proceso y se validan con los resultados de los modelos FE que no han sido utilizados en la fase de entrenamiento. Por último, se contrasta la precisión de dichos modelos de predicción con datos experimentales. El objetivo final de esta metodología es el desarrollo de modelos útiles para la configuración óptima de un *Skin-Pass* o su aplicación en sistemas de control en tiempo real en planta.

6.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El *Skin-Pass* es el último proceso presente en el laminado de chapas de acero. Consiste en un laminado en frío de poca profundidad cuyo objetivo es conseguir aportar un buen acabado dimensional y superficial. Además, se busca ajustar el espesor final y modificar las propiedades mecánicas del acero, suavizando la zona de fluencia (Álvarez-de-Sotomayor *et al.* (1994)), para evitar la aparición de defectos en procesos de conformado posteriores como, por ejemplo, las indeseables “pieles de naranja”.

El proceso se compone, fundamentalmente, de dos rodillos laminadores que giran en sentido contrario y están separados una distancia determinada por donde pasa la chapa que se desea tratar (*Figura 6-1*).

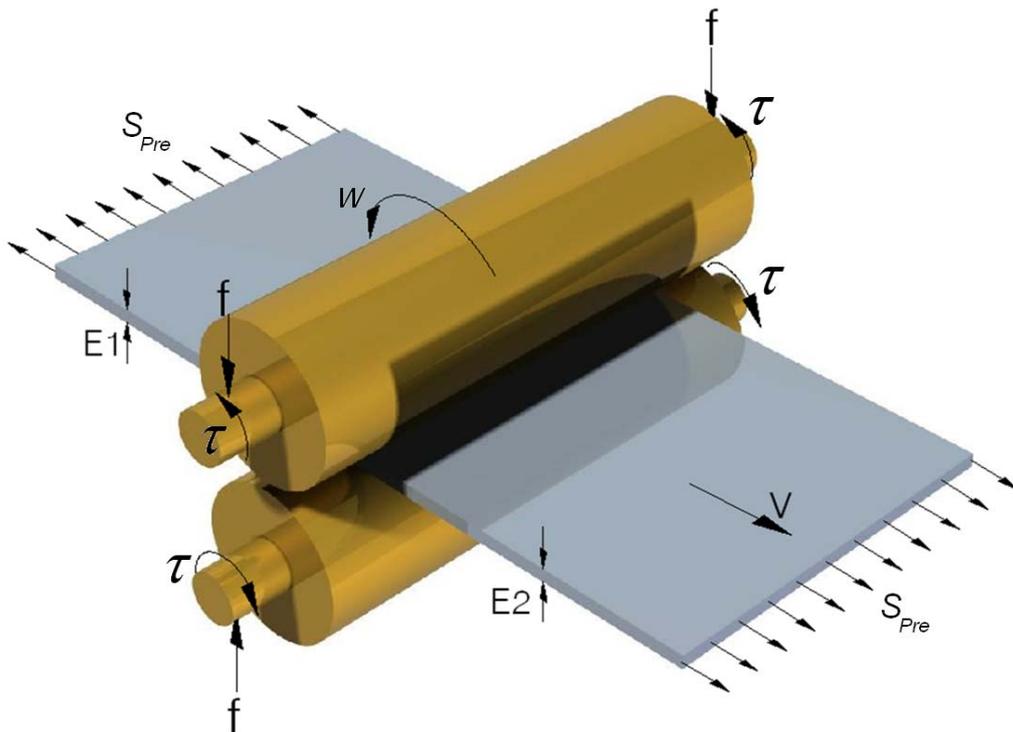


Figura 6-1. Esquema de un proceso de Skin-Pass típico.

Al pasar entre los rodillos, la chapa sufre una reducción de espesor cuyo porcentaje r es definido por:

$$r = \frac{E1 - E2}{E1} \cdot 100 \quad \text{Ecuación 6-1}$$

Donde $E1$ es el espesor de la chapa en la entrada de los rodillos y $E2$ el espesor en la salida.

Para que la chapa sea capaz de pasar entre los rodillos mediante la fricción existente entre estos y la propia chapa, es preciso mantener una fuerza f que trate de aproximar éstos rodillos, así como un par de giro τ sobre los mismos. Además, en la mayoría de los procesos de *Skin-Pass*, la chapa se pretensa con un valor de tensión S_{pre} . El objetivo de la pretensión de la chapa es acercar su estado tensional al límite de fluencia para conseguir una deformación plástica mayor, aplicados una fuerza y par determinados.

Este proceso industrial es muy utilizado y, aunque ha sido ampliamente estudiado a través de ensayos experimentales, aproximaciones matemáticas y, en las últimas décadas, mediante técnicas de elementos finitos; las empresas demandan, cada vez más, modelos mucho más precisos que los existentes actualmente.

6.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN

Actualmente, las técnicas más utilizadas en el ajuste del proceso de *Skin-Pass* son los métodos matemáticos (el modelo aparece como una ecuación matemática o como ábaco) y el método de los elementos finitos (FEM).

6.3.1 MODELOS MATEMÁTICOS

Los primeros modelos matemáticos datan de 1925, cuando Von Karman (1925) publicó el primer estudio teórico del proceso de laminado de chapa tratando el problema en modo estático, en dos dimensiones, considerando los rodillos rígidos y sin tener en cuenta la recuperación elástica de la chapa. Con estas simplificaciones y, aplicando el “*Slab method*”, encontró una ecuación para calcular la distribución de presiones en la zona de contacto, longitud de contacto, fuerza, par y potencia requeridas.

A pesar de ser un trabajo con más de 70 años, es muy citado en la mayoría de los estudios matemáticos y en los que se basan la mayoría de los modelos matemáticos formulados con posterioridad.

Después, Hitchcock (1935) tuvo en cuenta la deformación elástica de los rodillos y, manteniendo el resto de las simplificaciones de Von Karman, consideró que la longitud de contacto entre chapa y rodillo era un arco de círculo cuyo radio, debido a su deformación, era mayor que el del rodillo. Halló expresiones para calcular el radio deformado, la longitud de contacto y la potencia, así como un método gráfico para el cálculo de la fuerza y el par en función de las propiedades mecánicas del material, del coeficiente de fricción y la pretensión de la chapa.

Uno de los modelos matemáticos más completos formulados hasta la fecha fue el de Orowan (1943), el cual planteó la necesidad de desarrollar un modelo matemático más completo pues consideró que el uso de tantas simplificaciones en las teorías anteriores tenía como consecuencia la creación de modelos poco eficaces. En este trabajo contempló la variación del arco de contacto circular en función de la deformación del rodillo elástico (Hitchcock 1935) y consideró la posibilidad de un coeficiente de fricción estático y otro dinámico para situaciones de agarre-deslizamiento (*stick-slip*) entre chapa y rodillos.

De los modelos matemáticos más completos y modernos, de los cuales actualmente existen gráficas para ajustar los parámetros en planta, es el realizado por Roberts (1965). Éste halló un modelo matemático con el que calculó la longitud de contacto real debida a la deformación del rodillo, la fuerza, el par y la potencia del proceso. Este modelo tenía en cuenta el material

De la chapa, el coeficiente de fricción, la velocidad de giro de los rodillos, la precarga, el diámetro de los rodillos y la reducción de espesor.

Más recientemente, en 2007, Krimpelstätter *et al.* (2007) desarrollaron un modelo matemático denominado “*non-circular arc Skin-Pass model*”, el cual tenía en cuenta la deformación elásto-plástica de la chapa laminada y cómo influía ésta en la propia deformación del rodillo laminador.

6.3.2 MODELOS DE ELEMENTOS FINITOS

Los primeros modelos del proceso que utilizan el método de los elementos finitos datan de la década de los años 70. El primero de todos fue el realizado por Tamano *et al.* (1975) en el que suponían que los rodillos eran rígidos, la chapa elasto-plástica y existía una rodadura pura entre rodillo y chapa. Autores posteriores, como Mori *et al.* (1982), usaron también técnicas FE y asumieron las mismas simplificaciones respecto a los materiales de rodillo y chapa, pero teniendo en cuenta el deslizamiento existente entre los rodillos y la chapa a través de un coeficiente de rozamiento constante. También, Liu *et al.* (1985) utilizaron la teoría de Hitchcock (1935) en su modelo FE del proceso de *Skin-Pass* para tener en consideración la deformación de los rodillos.

Estudios más avanzados del proceso mediante técnicas FE son los de Kainz *et al.* (2003), en los que obtenían el campo de velocidades, fuerza, par, distribución de presiones normales y tangenciales, y la localización del punto neutral de la zona de contacto entre rodillos y chapa.

Más recientemente, Jing-na *et al.* (2009) desarrollaron un modelo FE en el que demostraron, mediante esta técnica numérica, cómo la deformación elástico-plástica de la chapa laminada afectaba a la propia deformación del rodillo laminador, tal y como recogía el modelo matemático planteado por Krimpelstätter *et al.* (2007).

6.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA SKIN-PASS

En la *Figura 6-2* se presenta la metodología propuesta aplicada al proceso de Skin-Pass analizado. En ella se observa cómo se combinan el método de los elementos finitos (FEM) y técnicas de minería de datos (DM) para la obtención de modelos capaces de predecir el valor de las variables de ajuste del *Skin-Pass*, a partir de las especificaciones del proceso.

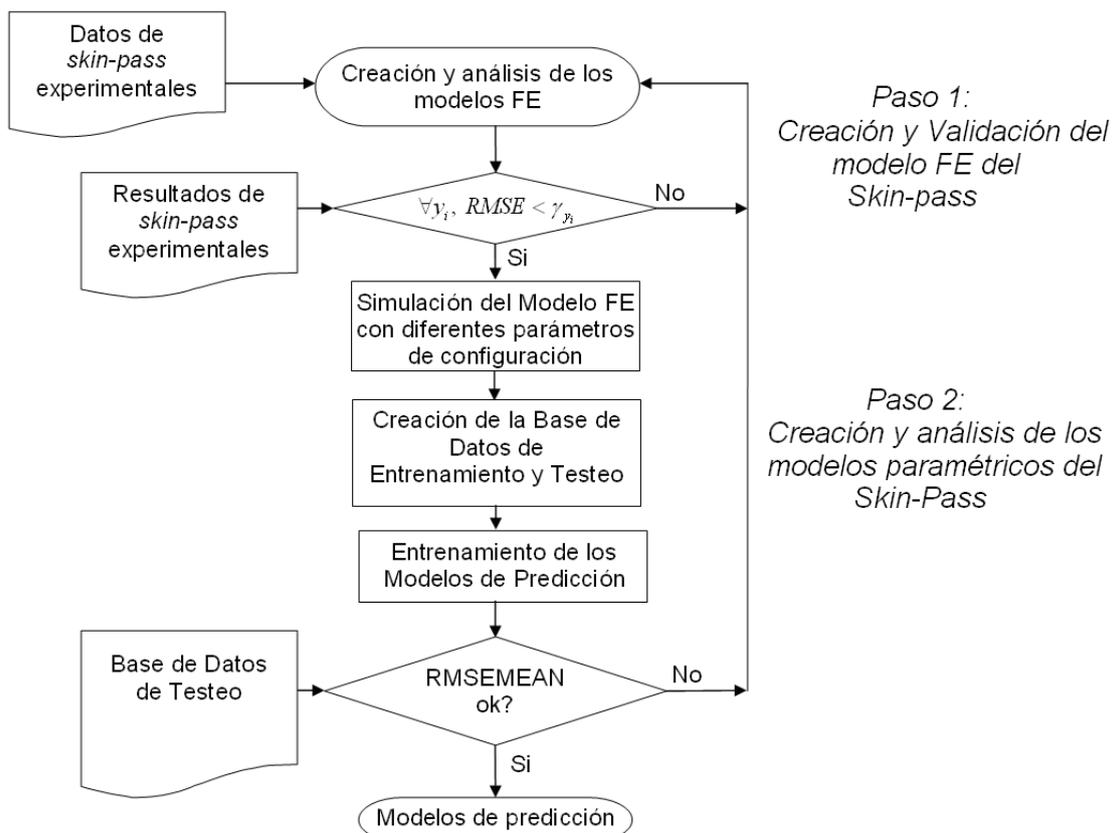


Figura 6-2. Metodología propuesta en la resolución del problema del Skin-Pass.

Dichas especificaciones del proceso vienen dadas por parámetros de configuración del mismo como, por ejemplo, la precarga de la chapa, el diámetros de los rodillos, la velocidad angular y desplazamiento vertical de los rodillos, el coeficiente de rozamiento entre rodillos y chapa, etc. Las variables de ajuste corresponden a aquellas que se desean controlar o ajustar, como, por ejemplo,

El espesor de salida de la chapa, fuerza y par en los rodillos, distribución de presiones normales y tangenciales en la zona de contacto, posición del punto neutral, etc.

6.4.1 PASO 1: CREACIÓN Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS FE DEL PROCESO SKIN-PASS

El primer paso consiste en crear un modelo FE y validarlo con datos experimentales de un proceso de *Skin-Pass* (Li *et al.* (1982)). De esta forma, se asegura que el modelo de elementos finitos es representativo del proceso real.

En la *Tabla 6-1* se muestran los parámetros de configuración en los que se ha basado la construcción del modelo FE del proceso de *Skin-Pass* para su validación.

Material	E [GPa]	$S_{0.2}$ [MPa]	$S_{0.01}$ [MPa]	n	D [mm]	E_1 [mm]	S_{pre} [Mpa]	W [rad/sg]	μ_{est}
Acero 1	210	324	249.4	11.4	130	1	0	3.86	0.08

Tabla 6-1. Parámetros de configuración del modelo FE de validación basado en los datos experimentales de Li *et al.* (1982).

Así mismo, en la *Figura 6-3* y *Figura 6-4* se muestran las variables de ajuste par y fuerza obtenidas experimentalmente y con las que se validará el modelo FE del proceso.

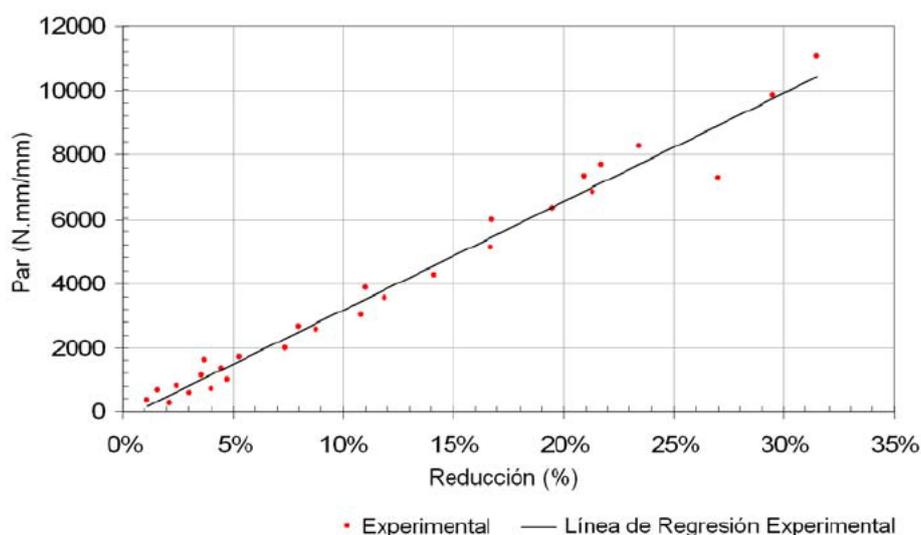


Figura 6-3. Variables de ajuste Par experimentales en función del grado de deformación según Li *et al.* (1982).

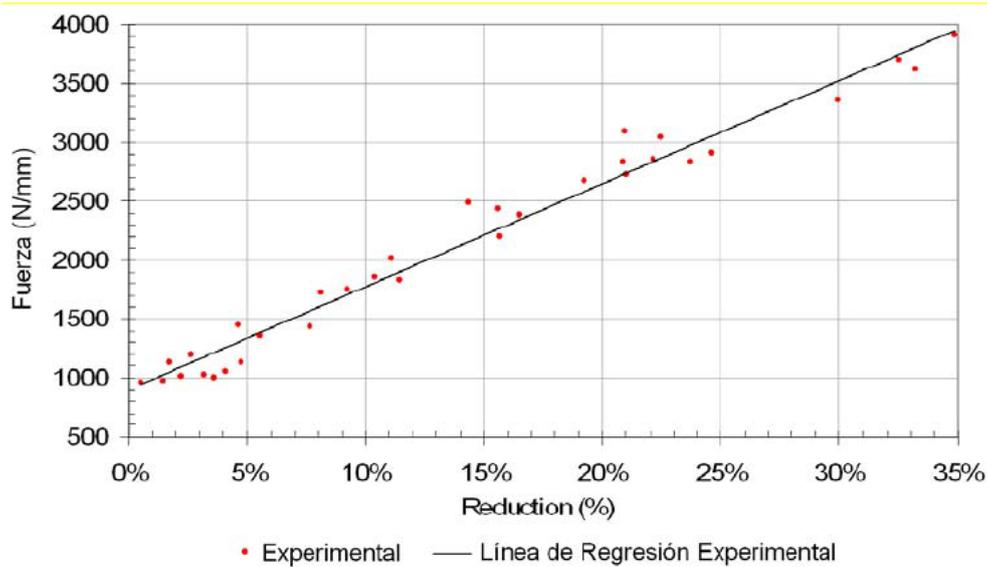


Figura 6-4. Variables de ajuste Fuerza experimentales en función del grado de deformación según Li et al. (1982).

6.4.1.1 MALLADO DE LOS MODELOS FE DEL PROCESO

Los modelos FE del proceso de *Skin-Pass* son modelos simétricos 2D formulados en deformación plana similares al de *Figura 6-5*.

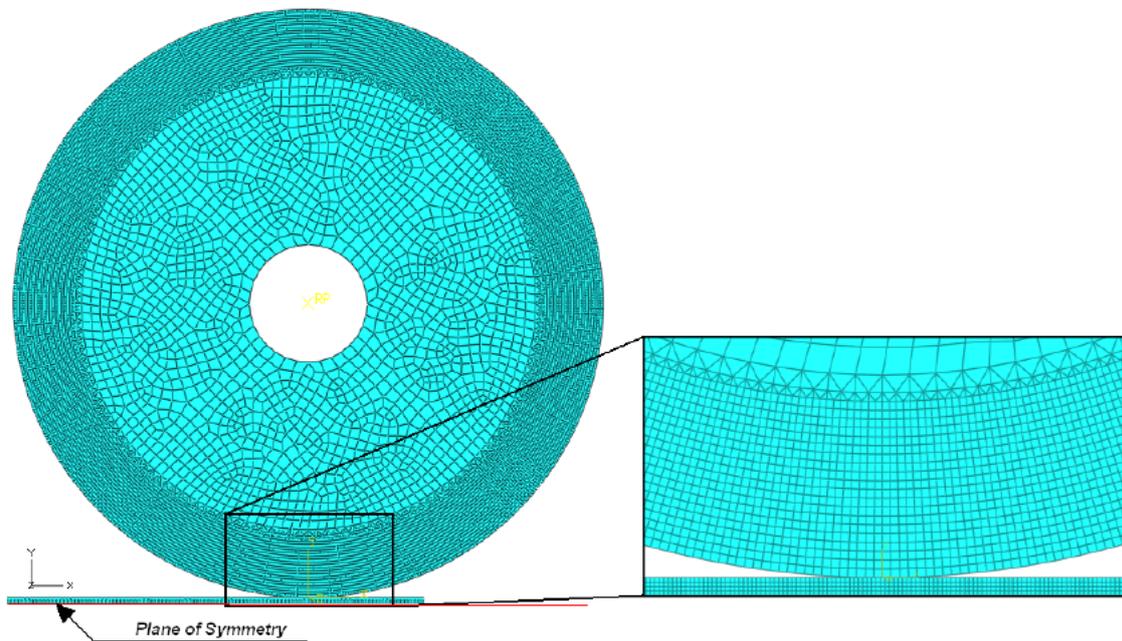


Figura 6-5. Modelo FE del proceso *Skin-Pass* y mallado del mismo.

Para reducir los tiempos de cómputo se establece un plano de simetría en el centro longitudinal de la chapa, simplificando de esta forma el modelo del proceso, al estar formado por media banda y un solo rodillo.

El mallado exterior del rodillo se define con un tamaño de malla menor que su interior y acorde con el de la chapa, reduciendo de esta forma el número de elementos del rodillo y mejorando el comportamiento del contacto chapa-rodillo.

Todas estas simplificaciones adoptadas en el modelo FE reducen considerablemente la duración de cada una de las simulaciones y aseguran en todo momento un modelo del proceso lo más realista posible.

6.4.1.2 CONDICIONES DE CONTORNO DE LOS MODELOS FE

La búsqueda de una solución convergente en las simulaciones FE requiere la aplicación de las condiciones de contorno de forma progresiva y a lo largo de tres pasos temporales diferentes (*steps time*).

En el primer paso temporal, se realiza la precarga de la chapa en el sentido longitudinal de ésta. En el segundo, el rodillo desciende manteniendo la precarga alcanzada en el primer paso, de forma que ningún punto material de la chapa sobrepase una deformación plástica del 2%. En el tercero, manteniendo la precarga y el desplazamiento vertical del rodillo, se aplica una velocidad angular progresiva a éste, de forma que la chapa adquiere una velocidad horizontal.

Las variables de ajuste del modelo que se pretenden modelar (fuerza, par, etc.) han de ser obtenidas siempre una vez finalizado el tercer paso temporal y alcanzado el régimen estacionario, por lo que será necesario establecer un tiempo de relajación al final del tercer paso temporal para asegurar que se alcanza este tipo de régimen.

6.4.1.3 MODELADO DEL COMPORTAMIENTO ELASTOPLÁSTICO DE LA CHAPA

Con el fin de obtener unos resultados más realistas en las simulaciones de los modelos FE del proceso, se considera un comportamiento elastoplástico para el material de la chapa y totalmente elástico para el material de los rodillos, siempre acorde con el acero empleado en la construcción de los mismos.

El comportamiento elastoplástico del material de la chapa es modelado según la ecuación paramétrica (Ecuación 6-2) de Ramberg *et al.* (1946) definida como:

$$\varepsilon = \frac{\sigma}{E} + 0.002 \left(\frac{\sigma}{\sigma_{0.2}} \right)^n \quad \text{Ecuación 6-2}$$

siendo E el módulo elástico del material; σ y ε la tensión y la deformación ingenieril; $\sigma_{0.2}$ la tensión de fluencia del material y n un parámetro definido como:

$$n = \frac{\text{Ln}(20)}{\text{Ln}\left(\frac{\sigma_{0.2}}{\sigma_{0.01}}\right)} \quad \text{Ecuación 6-3}$$

Donde el valor de $\sigma_{0.01}$ corresponde con la tensión necesaria para alcanzar una deformación del 0.01% en el material de la chapa.

El modelado del comportamiento elastoplástico de la chapa con una ecuación paramétrica (con $\sigma_{0.01}$, $\sigma_{0.2}$ y E), en lugar de usar pares de puntos tensión-deformación plástica, facilita la obtención posterior de los modelos de predicción mediante técnicas de DM.

6.4.1.4 MODELADO DEL ROZAMIENTO RODILLO-CHAPA

En la mayoría de los procesos de *Skin-Pass*, los rodillos laminadores presentan una serie de rugosidades en su superficie con el fin de transferirle a la chapa laminada la textura superficial requerida por el cliente. El tamaño de estas rugosidades es tan pequeño en comparación con el espesor de chapa que, para su modelizado, es imprescindible utilizar tamaños de malla extremadamente finos; lo cual supone un aumento considerable en el tiempo de cómputo empleado en la resolución del problema FEM.

Para reducir en la medida de lo posible este tiempo de cómputo, no se modelan físicamente las rugosidades pero sí el efecto que éstas producen en la fricción entre los rodillos y la chapa. De esta forma, el valor de los coeficientes de rozamiento estático y dinámico para el modelo de fricción planteado es función del tamaño de las rugosidades y de la topografía de las mismas (*Figura 6-6*).

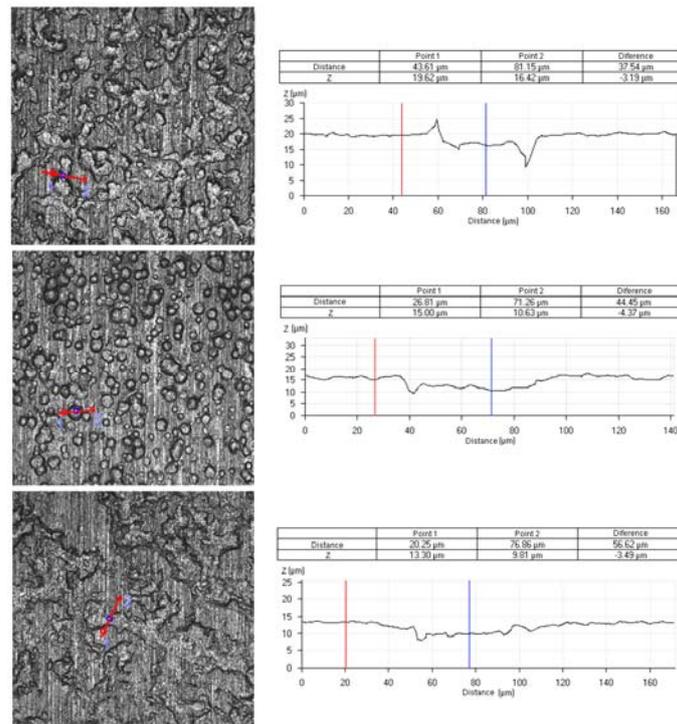


Figura 6-6. Topografías con diferentes rugosidades del rodillo laminador.

El modelo de fricción planteado está basado en los trabajos de Oden *et al.* (1987) y tiene en consideración condiciones de fricción estática y dinámica para situaciones de agarre y deslizamiento (*stick-slip*) según la Ecuación 6-4.

$$\mu = \mu_{dyn} - (\mu_{sta} - \mu_{dyn}) \cdot e^{-\delta \cdot VR} \quad \text{Ecuación 6-4}$$

En esta ecuación, μ_{dyn} corresponde con el coeficiente de rozamiento dinámico, μ_{sta} con el coeficiente de rozamiento estático, δ es el coeficiente de decaimiento exponencial, que indica el paso de situación de fricción estática a dinámica y VR la velocidad relativa entre las superficies del rodillo y de la chapa.

6.4.1.5 VALIDACIÓN DE LOS MODELOS FE

Los modelos se simulan con el software comercial ABAQUS/Explicit® obteniéndose los resultados de las variables f y τ en función del grado de reducción del espesor planteado. Con estos resultados y los datos experimentales se ajusta el modelo FE hasta que los valores del RMSE de las variables f y τ quedan por debajo de un valor umbral γ_{y_i} preestablecido como admisible, por lo que el modelo se considera correcto cuando:

$$\forall y_i, \quad RMSE_{y_i} < \gamma_{y_i} \quad \text{ECUACIÓN 6-5}$$

Siendo y_i cada una de las variables de ajuste del proceso, γ_{y_i} un valor umbral para cada variable y $RMSE_{y_i}$ el *Root Mean Squared Error (RMSE)* que es definido como:

$$RMSE_{y_i} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_{i_{EXP}}(k) - y_{i_{FEM}}(k))^2} \quad \text{ECUACIÓN 6-6}$$

Donde $y_{i_{EXP}}(k)$ y $y_{i_{FEM}}(k)$ son, respectivamente, los valores de salida experimentales y los obtenidos por el modelo FE de la variable de ajuste y_i , para cada k configuración del proceso; y n el número de configuraciones experimentales diferentes del proceso.

En este caso se estima como valor umbral válido el correspondiente a un γ_{y_i} igual al 10% para cada una de ellas.

Así mismo en la *Figura 6-7* y *Figura 6-8* se muestran los valores de f y τ , para diferentes grados de reducción, obtenidos por el modelo FE final frente a los datos experimentales.

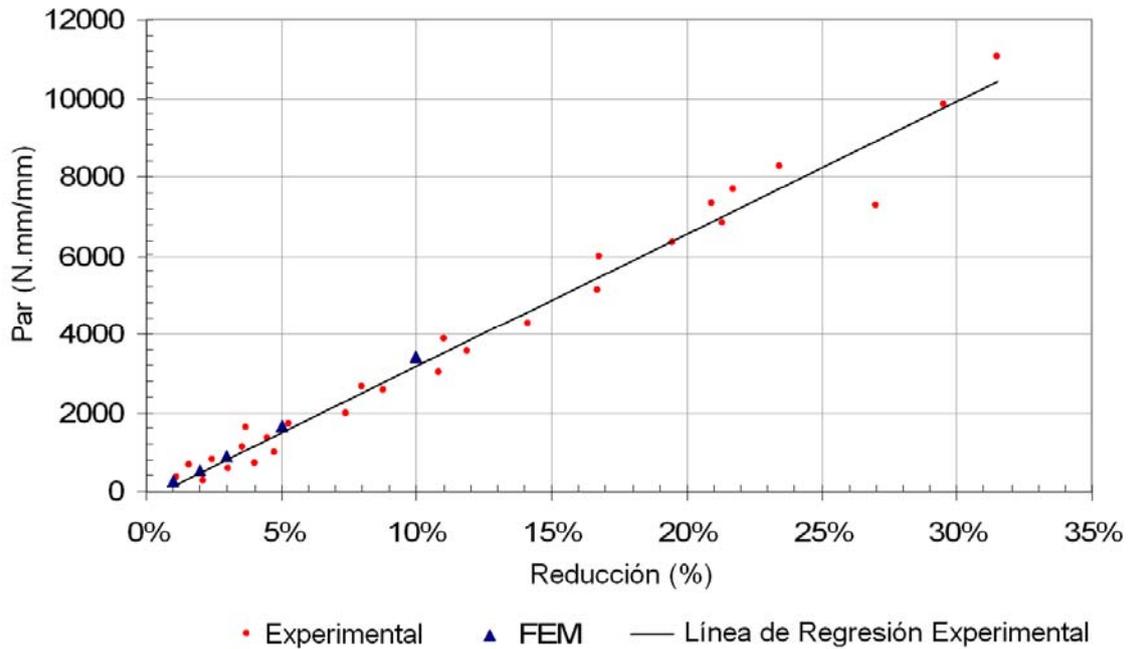


Figura 6-7. Par vs. porcentaje de reducción para el modelo FE y datos experimentales (Li et al. (1982)).

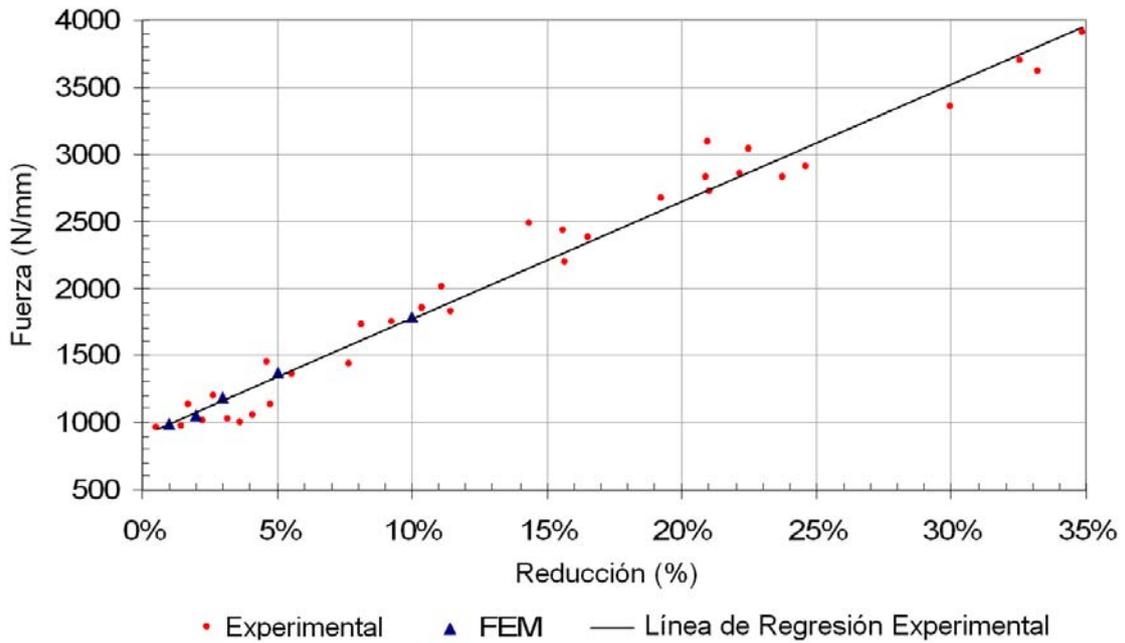


Figura 6-8. Fuerza vs. porcentaje de reducción para el modelo FE y datos experimentales (Li et al. (1982)).

6.4.2 PASO 2: CREACIÓN, ANÁLISIS Y ENTRENAMIENTO DE LOS MODELOS DE SKIN-PASS.

6.4.2.1 SIMULACIÓN DEL MODELO FE CON DIFERENTES PARÁMETROS DE CONFIGURACIÓN

Partiendo del modelo FE validado, se crearon nuevas simulaciones del proceso de *Skin-Pass* mediante la combinación de los parámetros de configuración siguientes: material (parámetros E , $S_{0.2}$, $S_{0.01}$ y n), diámetro de los rodillos (D), descenso de los rodillos (U_{γ}), espesor de entrada de la chapa (E_1), tensión de precarga de la chapa (S_{pre}), velocidad angular de los rodillos (W) y coeficientes de fricción estático (μ_{est}) y dinámico (μ_{dyn}).

Estos nuevos modelos del proceso de *Skin-Pass* parametrizados son simulados en el software de elementos finitos obteniéndose los valores de las variables de ajuste: fuerza, par, espesor de salida de la chapa, presión máxima de contacto y área de contacto de un proceso de *Skin-Pass* concreto del proceso a estudiar.

El número de simulaciones realizadas fue de $3^7 = 2,187$ siendo 7 el número de parámetros de configuración usados y 3 el número de casos contemplados para cada uno de ellos (*Tabla 6-2*).

Material	$(E, S_{0.2}, S_{0.01}, n)$ [GPa, MPa, MPa]	D [mm]	U_Y [mm]	E_1 [mm]	S_{pre} [Mpa]	W [rad/sg]	(μ_{est}, μ_{din})
ZSTE-800	228.3, 1017.6, 859, 17.6	100	-0.020	0.8	0	2.0	0.050, 0.039
		120	-0.045	1.2	204.8	3.0	0.120, 0.092
		140	-0.070	2.0	409.6	4.0	0.208, 0.160
		100	-0.060	0.8	0	2.0	0.050, 0.039
AISI-4340	199.4, 1560.6, 1138, 9.4	120	-0.155	1.2	310.8	3.0	0.120, 0.092
		140	-0.250	2.0	621.6	4.0	0.208, 0.160
		100	-0.020	0.8	0	2.0	0.050, 0.039
AISI-8630	123, 586.4, 438.1, 10.2	120	-0.030	1.2	117.2	3.0	0.120, 0.092
		140	-0.040	2.0	234.4	4.0	0.208, 0.160
Normaliz.							

Tabla 6-2. Resumen de los errores de testeo de los mejores algoritmos obtenidos para cada variable.

6.4.2.2 CREACIÓN DE LA BASE DE DATOS DE ENTRENAMIENTO Y TESTEO

A partir de los resultados de las simulaciones se creó una base de datos formada por los valores de los parámetros de configuración de cada caso y las variables fuerza (f), par (τ), espesor de salida (E_2), máxima presión de contacto ($CPRESS$) y área de contacto ($CAREA$).

6.4.2.3 ENTRENAMIENTO DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN

Para cada una de las variables de ajuste del proceso se busca el mejor modelo que permita predecir su valor a partir de los parámetros de configuración del proceso. Con el fin de encontrar los mejores modelos de predicción para el proceso *Skin-pass* (que presenten un menor error de predicción), se plantea un grupo de 6 algoritmos posibles (ver *Tabla 6-3*).

Nombre	Algoritmo
MLP	Red Neuronal Perceptron Multicapa
M5P	Árbol de modelos M5P
LMSQ	Modelo de regresion minimizador de la mediana
IBk	Algoritmo clasificador K-vecino mas próximo
LINREG	Modelo de Regresión Lineal
RBFN	Red Neuronal de Base Radial

Tabla 6-3. Algoritmos de predicción planteados para la obtención del modelo del proceso de *Skin-Pass*.

Para obtener resultados más realistas, se entrenan diez modelos para cada algoritmo y configuración elegida, (MLP con varias neuronas en la capa oculta, M5P con varias ramas, etc.). Además, cada uno de los algoritmos planteados son entrenados con un 80% de los datos, seleccionados aleatoriamente, y el resto (20%) es usado como testeo para cada uno de los modelos planteados

6.4.2.4 SELECCIÓN DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN

Con este 20% restante, es decir, con los datos no usados en el entrenamiento, se determina “la capacidad de generalización” de cada modelo. Para ello, se comparan los valores de esta base de datos con los resultados obtenidos por los modelos creados. La diferencia entre estos valores es llamado “error de testeo” y normalmente es usado para determinar el algoritmo o grupo de algoritmos que proporciona la mejor predicción, o en otras palabras, el algoritmo que produce el mas bajo error cuadrático medio (RMSE) y error medio absoluto (MAE).

Estos errores se calculan para cada modelo según:

$$RMSE(j,i) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (y_{i_{FEM_TEST}}(k) - \hat{y}_{i_{MODEL_TEST}}(k))^2} \quad \text{ECUACIÓN 6-7}$$

Y

$$MAE(j,i) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m |y_{i_{FEM_TEST}}(k) - \hat{y}_{i_{MODEL_TEST}}(k)| \quad \text{ECUACIÓN 6-8}$$

Donde $y_{i_{FEM_TEST}}(k)$ y $y_{i_{MODEL_TEST}}(k)$ son, respectivamente, los valores de salida de testeo de los modelos FE y los obtenidos por el modelos predictivo con la configuración j de la variable de ajuste y_i , para cada k configuración de testeo del proceso.

De cada uno de los diez modelos de los algoritmo planteados se obtienen los valores medios y desviación estándar de los errores $MAE(j, i)$ y $RMSE(j, i)$. Es decir, se obtienen cuatro parámetros para cada variable de salida y algoritmo calculado: $MAEMEAN$ y $MAESD$ que corresponden respectivamente a la media y la desviación estándar del error $MAE(j,i)$ de los diez modelos obtenidos; y $RMSEMEAN$ y $RMSESD$ correspondientes a la media y desviación estándar del error $RMSE(j, i)$ de los diez modelos.

Finalmente, se elige el algoritmo y configuración que obtiene un menor $RMSEMEAN$ de todos los probados. Se elige el RMSE por ser un error más restrictivo que el MAE.

6.5 RESULTADOS

En la *Tabla 6-4* se muestran los resultados del proceso de modelización para la variable *f*.

ALGORITMO	RMSEMEAN	RMSESD	MAEMEAN	MAESD	TIME(s)
MLP [20]	0.0071	0.0004	0.0056	0.0005	2414
MLP [15]	0.0073	0.0005	0.0056	0.0005	1822
MLP [30]	0.0070	0.0005	0.0055	0.0005	3612
MLP [25]	0.0071	0.0004	0.0056	0.0004	3016
MLP [10]	0.0076	0.0005	0.0060	0.0005	1235
MLP [40]	0.0084	0.0011	0.0064	0.0009	4803
MLP [7]	0.0090	0.0008	0.0072	0.0007	882
MLP [5]	0.0101	0.0008	0.0081	0.0007	647
MLP [4]	0.0112	0.0006	0.0091	0.0006	527
M5P	0.0113	0.0004	0.0070	0.0001	90
MLP [3]	0.0159	0.0006	0.0127	0.0007	401
MLP [2]	0.0208	0.0012	0.0164	0.0013	281
MLP [1]	0.0394	0.0018	0.0309	0.0016	165
LINREG	0.0404	0.0002	0.0254	0.0001	0.4
LMSQ	0.0493	0.0038	0.0248	0.0016	379
IBk [3]	0.0543	0.0008	0.0312	0.0003	0.04
IBk [2]	0.0647	0.0012	0.0351	0.0006	0.04
RBFN [30]	0.0764	0.0011	0.0456	0.0005	36.7
RBFN [20]	0.0789	0.0015	0.0472	0.0006	26.2
RBFN [15]	0.0808	0.0017	0.0482	0.0005	19.7
RBFN [10]	0.0824	0.0017	0.0493	0.0007	14.0
RBFN [7]	0.0836	0.0012	0.0502	0.0004	10.8
RBFN [5]	0.0876	0.0028	0.0531	0.0017	8.1
IBk [1]	0.0868	0.0017	0.0475	0.0009	0.03
RBFN [4]	0.0890	0.0044	0.0542	0.0028	6.99
RBFN [3]	0.0960	0.0048	0.0594	0.0035	5.29
RBFN [2]	0.1237	0.0049	0.0793	0.0038	3.99

Tabla 6-4. Resumen de los errores de testeo de los mejores algoritmos obtenidos para cada variable.

En este caso se presenta el medio y la desviación estándar de los errores RMSE y MAE en la validación de 10 modelos diferentes de cada tipo de algoritmo y configuración elegida. En la última columna, se muestra el tiempo necesario para crear los diez modelos de cada caso y obtener los errores de testeo. Obviamente, los modelos que más tiempo de entrenamiento necesitaron son las redes MLP con una elevada cantidad de neuronas en la capa oculta.

En esta tabla se muestra el nombre del algoritmo y, entre corchetes, su valor de configuración. En el caso de las MLP y las RBFN, el valor corresponde con el número de neuronas de la capa oculta y en los modelos IBk con el número de K vecinos.

Para el caso de la variable f , los mejores modelos correspondieron con redes MLP con alto número de neuronas en la capa oculta (20, 15, 30 y 25) obteniéndose un valor de RMSEMEAN mínimo de testeo del 0.71% y un valor medio de desviación estándar muy bajo, que indicaba que estos modelos eran estables y tenían errores muy parecidos entre sí. El algoritmo M5P, que genera árboles de regresión, tuvo un comportamiento ligeramente inferior que las redes anteriores, pero con unos resultados de testeo que podían ser considerados aceptables. Los modelos lineales (LINREQ y LMSQ), obtuvieron un 4% más de error RMSEMEAN que la red MLP de 20 neuronas. Por último, las redes de funciones de base radial (RBFN) y los modelos basados en K -Vecinos (IBk) fueron los que peor comportamiento mostraron.

En la *Tabla 6-5* se muestran los algoritmos que menores errores RMSEMEAN obtuvieron para cada una de las variables a predecir. En todos los casos las MLP con un número alto de neuronas en la capa oculta (20 ó 30) o los modelos basados en M5P fueron los que obtuvieron mejores resultados, mejorando sustancialmente los de otros algoritmos. Los errores RMSEMEAN finales se consideraron aceptables para las cinco variables.

VARIABLE	ALGORITMO	RMSEMEAN	RMSESD	MAEMEAN	MAESD	TIME(s)
Fuerza (f)	MLP [20]	0.0071	0.0004	0.0056	0.0005	2414
Par (τ)	M5P	0.0387	0.0004	0.0226	0.0003	100
Espesor de salida (E2)	MLP [30]	0.0587	0.0034	0.0442	0.0026	3559
CPRESS	M5P	0.0202	0.0001	0.0145	0.0001	115
CAREA	MLP [20]	0.0430	0.0018	0.0344	0.0016	2417

Tabla 6-5. Resumen de los errores de testeo de los mejores algoritmos obtenidos para cada variable.

En la *Figura 6-9* se muestra el modelo MLP con 20 neuronas en la capa oculta de la variable CAREA.

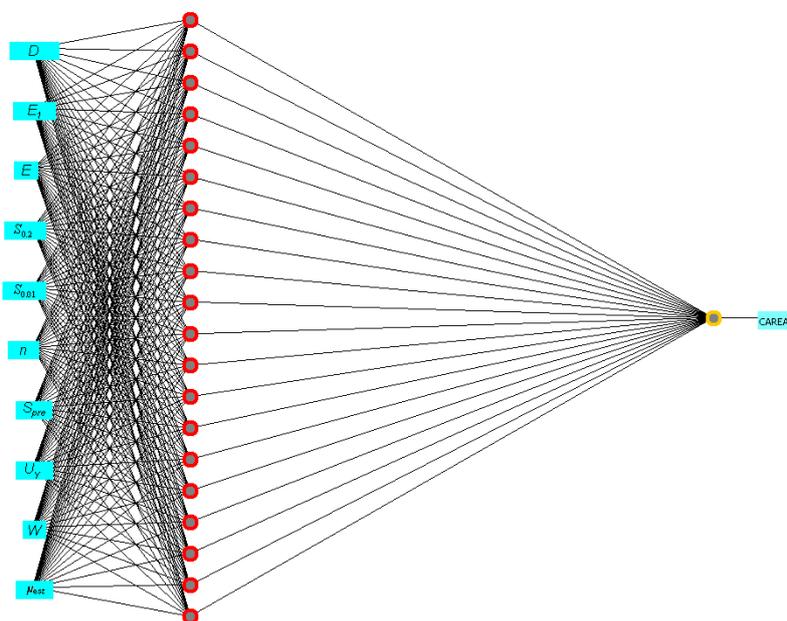


Figura 6-9. Modelo MLP de 20 neuronas en la capa oculta para la variable CAREA.

En la *Figura 6-10* se muestra el árbol de regresión para la variable CPRESS formado por 7 hojas. Cada una de ellas, corresponde con una ecuación lineal que debe ser utilizada para predecir el valor de CPRESS de aquellos casos que caigan en dicha hoja.

Todos los modelos lograban explicar correctamente todos los casos de testeo mostrando unos residuos bajos y con comportamiento normal.

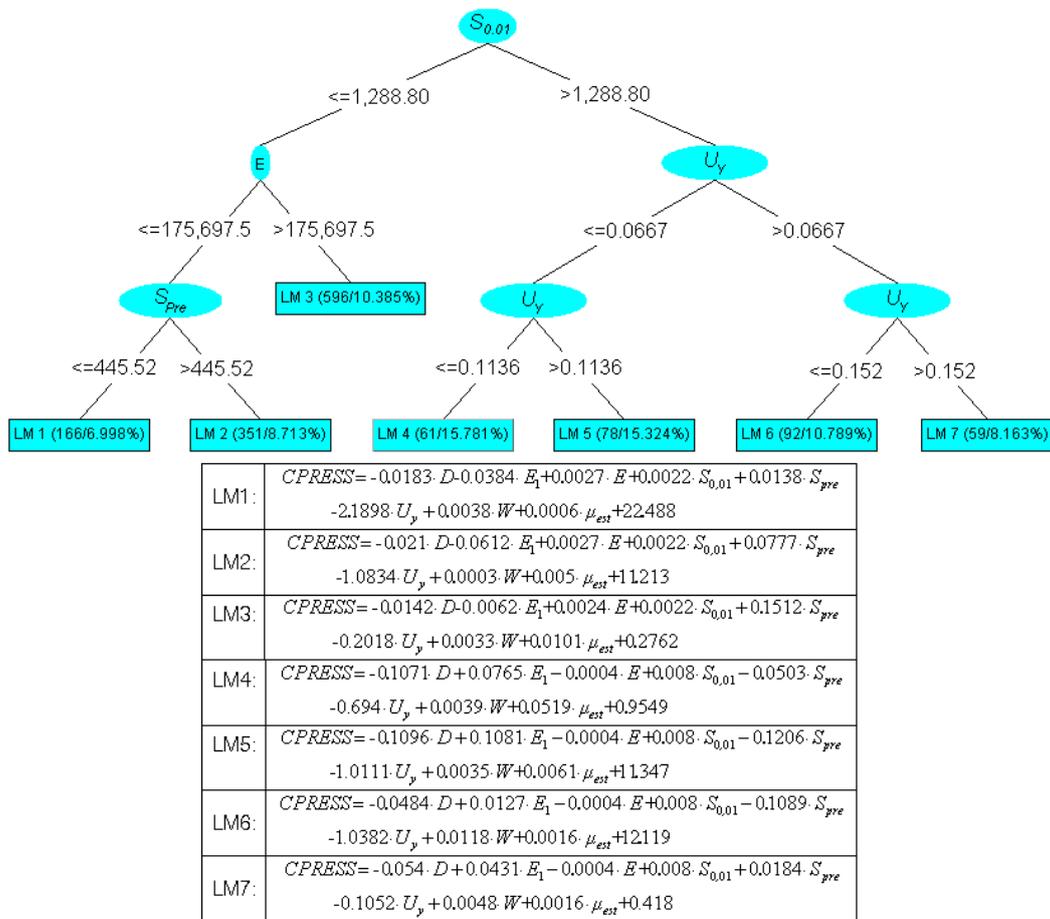


Figura 6-10. Árbol de regresión con 7 hojas de la variable CPRESS obtenido con el algoritmo M5P.

En la Figura 6-11 se muestra un gráfico de análisis con la base de datos de testeo de la predicción y los residuos del modelo de predicción de f.

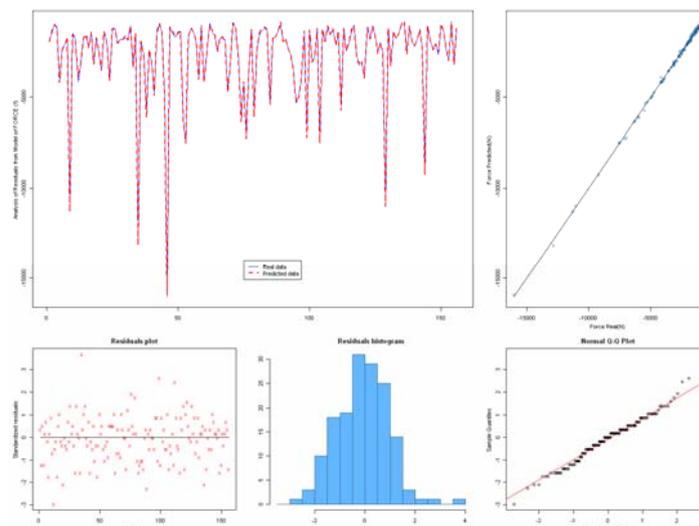


Figura 6-11. Análisis de resultados de los mejores modelos de predicción para la variable fuerza f.

6.6 CONCLUSIONES

El ajuste en planta de las variables de ajuste del *Skin-Pass* es un procedimiento que habitualmente se realiza por el técnico a partir de gráficos o cálculos teóricos. Generalmente, este procedimiento de ajuste es muy laborioso debido al comportamiento no lineal que caracteriza a las deformaciones plásticas sufridas por la chapa y a los contactos entre ésta y los rodillos.

El uso de los elementos finitos (FE) para ajustar las variables de ajuste de un proceso de fabricación o transformación de material como es el *Skin-Pass* requiere un tiempo de cálculo muy elevado, lo que hace que su utilización para el ajuste en planta y en tiempo real sea ineficiente.

En este capítulo, se ha mostrado una metodología que mediante el uso combinado de herramientas de análisis de elementos finitos (FE) y técnicas de minería de datos (DM), es capaz de obtener modelos de predicción de un proceso de *Skin-Pass* que pueden ser utilizados para un ajuste en tiempo real y con mayor precisión de las condiciones de funcionamiento en planta del mismo.

En primer lugar, se construye un modelo FE del proceso de *Skin-Pass* y se valida con datos experimentales. A partir de este modelo, se crean nuevas simulaciones del proceso de *Skin-Pass* partiendo del modelo validado y variando las diferentes especificaciones del problema (parámetros de funcionamiento, parámetros de diseño, etc.).

Con los resultados obtenidos de las simulaciones de estos modelos FE junto con los parámetros de funcionamiento del proceso, se genera una base de datos con la que se entrena y prueba una serie de algoritmos de DM. Para cada variable se eligen los modelos que menor error de testeo muestran.

Como caso práctico, se muestra la metodología aplicada a la obtención de los modelos de predicción de fuerza (f), par (τ), espesor de salida (E_2), máxima presión de contacto (CPRESS) y área de contacto (CAREA); de un proceso real de *Skin-Pass* para una lámina de acero de diferentes materiales, espesores y precargas, así como coeficientes de rozamiento entre rodillo y chapa, diámetro de rodillo, velocidad angular y desplazamiento vertical de éstos.

CAPÍTULO 7: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A PLASTICIDAD DEL MATERIAL Y A ENDURECIMIENTO O ABLANDAMIENTO CÍCLICO

7.1 INTRODUCCIÓN

Para asegurar unos resultados realistas en el modelado de procesos de fabricación o transformación de materiales mediante el método de los elementos finitos (FEM) es esencial contar con un modelo del material lo más cercano posible a la realidad. Esto es aún más importante cuando el material es sometido a cargas cíclicas pues las diferencias de comportamiento entre el material real y el modelo simulado se multiplican a medida que aumenta el número de ciclos debido a efectos como: ablandamientos y endurecimientos de material, *Bauschinger* u otros.

En este caso se aplica la metodología propuesta en el Capítulo 4 para determinar, partiendo de los datos experimentales de un acero de alta resistencia denominado ZSTE 800 y mediante el uso combinado de técnicas de algoritmos genéticos (GA) y de elementos finitos (FE), la ley de comportamiento del material más apropiada (lineal o no lineal) a utilizar en el programa de simulación numérica, así como los parámetros óptimos que las definen.

7.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Para simular y analizar procesos de fabricación o transformación de materiales mediante el método de los elementos finitos (FEM) es necesario tener identificadas y definidas correctamente todas las acciones y restricciones que actúan sobre éste: condiciones de contorno, tipos de elementos, geometría, etc.; pero además, es importante elegir y definir correctamente la ley de comportamiento del material (modelo del material) a utilizar.

Es una práctica común que los técnicos se fíen de parámetros extraídos de tablas o de cálculos teóricos y los incluyan en los modelos FE. Sin embargo realizar una estimación de los parámetros según esta metodología tiene el inconveniente de que las pequeñas diferencias que puedan existir entre el modelo del material real y el simulado pueden verse amplificadas enormemente si existe la presencia de efectos como los efectos anteriormente mencionados (ablandamientos y endurecimientos de material, *Bauschinger* etc.) que harán que los resultados de la simulación queden muy alejados de la realidad

Es evidente, por lo tanto, que elegir la ley de comportamiento del material más apropiada y determinar los valores correctos de los parámetros que la definen, es una tarea complicada y costosa, aunque fundamental si se quieren tener unos resultados de simulación lo más cercanos posibles a la realidad.

Dependiendo del tipo de proceso a simular será necesario elegir las leyes de comportamiento del material más apropiadas y ponerlas a prueba para determinar cuál de ellas es la más adecuada y posteriormente ajustar sus parámetros.

Para el caso de procesos de transformación con carga cíclicas se suelen seleccionar modelos de endurecimiento cinemático pues son usados para reproducir la parte inelástica del comportamiento de un material sujeto a cargas cíclicas. Estos modelos cinemáticos se dividen en modelos lineales y modelos no lineales isotrópicos / cinemáticos.

Los modelos de endurecimiento cinemático se basan en la hipótesis de que el centro de la superficie de plastificación se desplaza, mientras que los modelos no lineales isotrópicos/cinemáticos están basados en que la superficie de plastificación, además de desplazarse, se contrae o expande.

El modelo de endurecimiento de material no lineal isotrópico/cinemático permite modelizar ciclos inelásticos de deformación y de fatiga a bajos ciclos, y contempla la posibilidad de reproducir los fenómenos físicos que sufre el material ensayado como es el efecto *Bauschinger*, característico de deformaciones plásticas de tracción seguidas inmediatamente de deformaciones en compresión. Este efecto, considera que la tensión de plastificación en compresión será menor que el negativo de la tensión de plastificación en tracción.

7.2.1 MODELO DE ENDURECIMIENTO CINEMÁTICO LINEAL

El modelo de endurecimiento cinemático lineal tiene una parte de comportamiento elástico lineal del material que queda definida con los valores del módulo elástico E y el de *Poisson* μ , normalmente obtenidos con bastante precisión del ensayo estático. Además, incluye una ley de endurecimiento cinemático lineal basada en la variación del parámetro α (*backstress*), que describe la traslación de la superficie de plastificación a través del espacio de tensiones.

La evolución del parámetro α (*backstress*) viene dada por la ley de endurecimiento de Ziegler (1959):

$$\dot{\alpha} = C \frac{1}{\sigma^0} (\sigma - \alpha) \dot{\varepsilon}^{pl} \quad \text{ECUACIÓN 7-1}$$

En la que $\frac{\dot{\alpha}}{\dot{\varepsilon}^{pl}}$ es el ratio de deformación plástica equivalente y C es el módulo de endurecimiento cinemático que se calcula como:

$$C = \frac{\sigma - \sigma|_0}{\varepsilon^{pl}} \quad \text{ECUACIÓN 7-2}$$

En este modelo de comportamiento, la tensión equivalente que define el tamaño de la superficie de plastificación σ^0 , permanece constante, con lo que $\sigma^0 = \sigma|_0$, siendo $\sigma|_0$ la tensión equivalente que define el tamaño de la superficie de plastificación para una deformación plástica de 0%, y σ el valor de la tensión para un valor finito de deformación plástica ε^{pl} .

Los parámetros a optimizar en este modelo de comportamiento mediante la técnica de los GA fueron los siguientes:

- E y μ , son los valores de las variables que originan el comportamiento elástico lineal del modelo.
- Los parámetros $\sigma|_0$, σ y ε^{pl} de la que definen el módulo de endurecimiento cinemático.

Este modelo da resultados aceptables para deformaciones plásticas inferiores al 5%

7.2.2 MODELO DE ENDURECIMIENTO NO LINEAL ISOTRÓPICO/CINEMÁTICO (MODELO DE CHABOCHE)

La ley de evolución de este modelo de endurecimiento consiste en dos componentes bien diferenciadas, una parte de endurecimiento no lineal cinemático, la cual describe la traslación de la superficie de plastificación a través del espacio de tensiones mediante la componente *backstrees* (α) y una componente isotrópica de endurecimiento, la cual describe el cambio del tamaño de la superficie de plastificación σ^0 .

La ley de endurecimiento no lineal isotrópico / cinemático viene definida como:

$$\dot{\alpha} = C \frac{1}{\sigma^0} (\sigma - \alpha) \dot{\bar{\epsilon}}^{o pl} - \gamma \cdot \alpha \dot{\bar{\epsilon}}^{o pl} \quad \text{ECUACIÓN 7-3}$$

La cual introduce no linealidades en el modelo de endurecimiento del material.

C es el módulo inicial de endurecimiento cinemático, y γ determina el ratio al cual el módulo de endurecimiento cinemático decrece con el incremento de la

deformación plástica. Cuando C y γ son cero, el modelo se reduce a un modelo de endurecimiento isotrópico.

El comportamiento isotrópico de endurecimiento del modelo define la evolución del tamaño de la superficie de plastificación, σ^0 como función de la deformación plástica equivalente $\bar{\epsilon}^{pl}$.

Esta evolución σ^0 es introducida mediante la ley exponencial según:

$$\sigma^0 = \sigma|_0 + Q_\infty (1 - e^{-b\bar{\epsilon}^{pl}}) \quad \text{ECUACIÓN 7-4}$$

donde $\sigma|_0$ es la tensión de plastificación a 0% de deformación plástica, y Q_∞ y b son parámetros del material. Q_∞ es el máximo cambio en el tamaño de la superficie de plastificación y b define el ratio al cual la superficie de fluencia cambia con la deformación plástica.

Cuando la tensión equivalente que define el tamaño de la superficie de plastificación permanece constante, es decir ($\sigma^0 = \sigma|_0$), el modelo se reduce a un modelo en endurecimiento no lineal cinemático.

Los parámetros a optimizar en este modelo de comportamiento mediante la técnica de los GA fueron los siguientes:

- E y μ , que son valores de las variables que originan el comportamiento elástico lineal del modelo.
- Los parámetros $\sigma|_0$, Q_∞ , y b que definen la ley exponencial de la *Ecuación 7-4* y originan la componente de endurecimiento isotrópico.
- Los valores de C y γ , que son las componentes de endurecimiento cinemático y son definidos indirectamente mediante cuatro pares de puntos $(\sigma_i, \bar{\epsilon}_i^{pl})$.

7.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN

Habitualmente en el caso de simulaciones basadas en FEM donde el material va a ser sometido a un proceso de cargas cíclicas, es habitual determinar el modelo del material a partir de cálculos teóricos o de datos experimentales (Maciejewski *et al.* (2008); Dauda *et al.* (2007); Pedersen *et al.* (2000)) obtenidos al aplicar a una probeta del material real, tests de ensayos de cargas cíclicas. Posteriormente, a partir de esta información, se elige la ley más adecuada y se ajustan, dentro del modelo FE del proceso a estudiar, los parámetros que la definen.

Hoy en día, existen algunos autores que han desarrollado trabajos en este sentido. Por ejemplo, en Schleinzner *et al.* (2001) se muestra cómo obtener teóricamente los parámetros que definen la ley de comportamiento del material para un modelo no lineal cinemático/isotrópico (modelo de Chaboche (1986)) de un rail de tren a partir de una curva cíclica obtenida experimentalmente.

Otros autores (Kulkarnia *et al.* (2004)) encuentran un modelo FE que reproduce el comportamiento no lineal isotrópico/cinemático (modelo de Chaboche) de una probeta normalizada del ensayo de tracción y, utilizando técnicas de modelización inversa entre la probeta y el modelo FE, ajustan los parámetros de la ley de comportamiento del material de este modelo.

Más tarde, Fedele *et al.* (2005) y Franulovic *et al.* (2009) combinan técnicas de GA y de modelos FE para ajustar los parámetros del modelo no lineal del comportamiento de una probeta de laboratorio sometida a cargas cíclicas y, posteriormente, validan los resultados obtenidos del modelo FE con los obtenidos experimentalmente.

Los parámetros ajustados por la mayoría de estos autores son los correspondientes a parámetros de endurecimiento de material y suponen conocidos otros parámetros como el módulo elástico E , el coeficiente de Poisson μ , la tensión del límite elástico, número de ciclos e incluso la ley de comportamiento de material, realizando este ajuste sin ningún otro procedimiento.

7.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN EL PROBLEMA DE BÚSQUEDA DE LA LEY ÓPTIMA DE COMPORTAMIENTO DE UN MATERIAL CON PLASTICIDAD Y CON ENDURECIMIENTO O ABLANDAMIENTO CÍCLICO

La metodología propuesta permite automatizar el proceso de búsqueda de la ley de comportamiento de material más apropiada (lineal o no lineal) ajustando todos los parámetros que la definen siempre que se defina un rango adecuado de búsqueda para cada uno de ellos.

La selección de la mejor ley de comportamiento, así como la optimización de los parámetros que la definen, se realiza mediante el uso combinado de técnicas de algoritmos genéticos (GA) y de elementos finitos (FE) a partir de datos obtenidos de forma experimental mediante tests de cargas cíclicas de tracción-compresión. Estos datos experimentales pueden corresponder a cualquier número de ciclos y a cualquier grado de deformación del material.

El objetivo final es el de conseguir disponer de un sistema que permita ajustar automáticamente el modelo de material a utilizar en el modelo FE de forma que el comportamiento de éste sea lo más próximo posible al del material real.

Básicamente, el método consiste en simular ensayos de deformaciones cíclicas controladas de modelos FE de probetas de acero estándar con diferentes leyes de comportamiento cíclico. Mediante algoritmos genéticos, se optimizan los parámetros del modelo simulado hasta que el comportamiento del modelos del material se aproxime lo más posible a los resultados obtenidos por ensayos experimentales (*Figura 7-1*). De esta forma, se asegura que el comportamiento del material en el modelo FE sea lo más realista posible.

Una vez construido el modelo FE con el software de elementos finitos ABAQUS®, se generó el fichero de datos básico (archivo con extensión *.inp*) donde se incluía toda la información del modelo (leyes de comportamiento de material (lineal y no lineal), deformación total y el número de ciclos a los que se sometería el modelo FE de la probeta).

Conocida la deformación total y el número de ciclos del proceso, se modificó la deformación total y el número de ciclos contenidos en este fichero de datos adaptándolos a los del ensayo que se quería simular (en este caso para 2, 5 y 10 ciclos y 1.35% de deformación total).

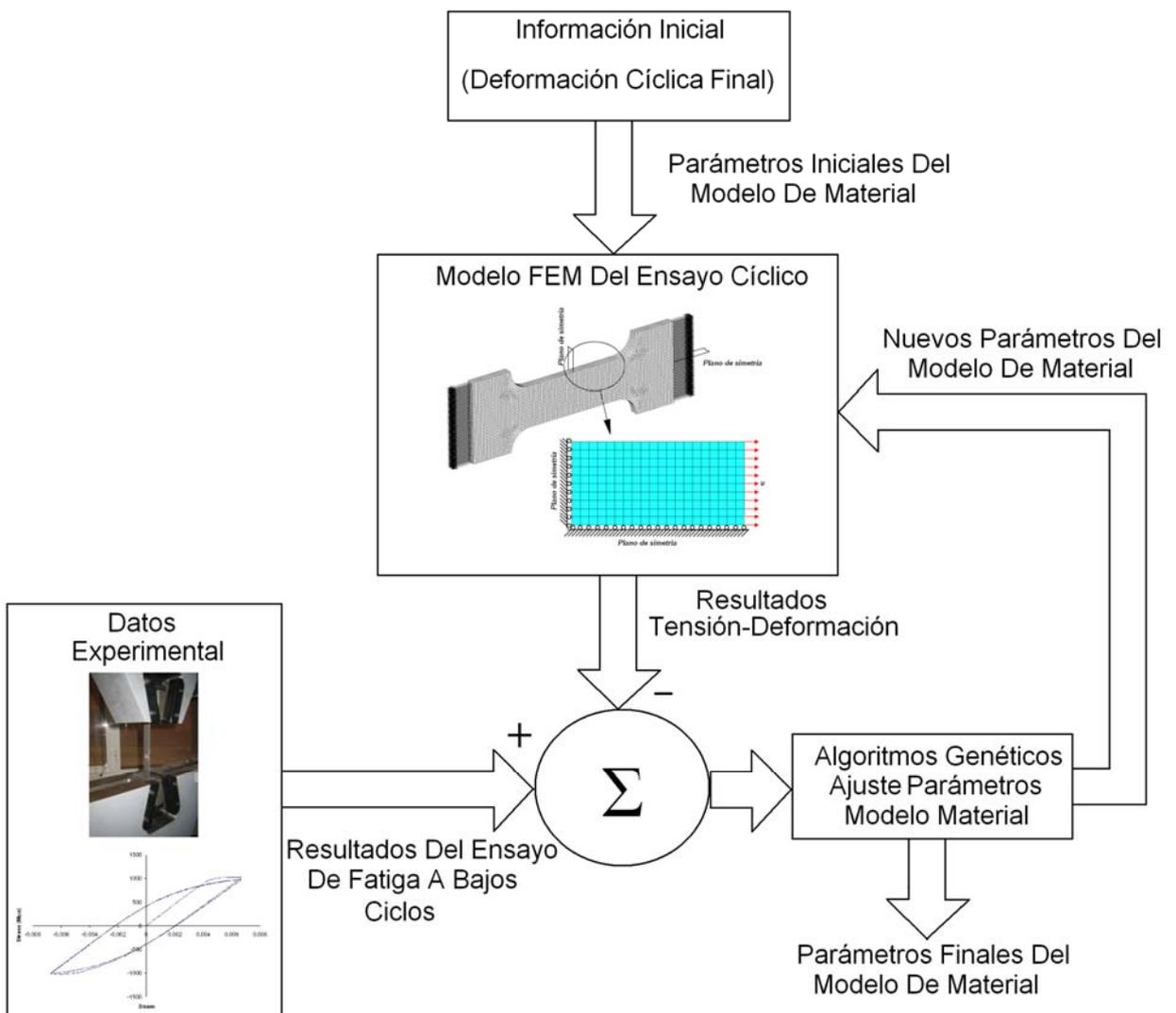


Figura 7-1. Aplicación de la metodología propuesta en el caso de plasticidad del material y cargas cíclicas.

7.4.1 MODELO DE ELEMENTOS FINITOS

El modelo FE que se genera debe ser una muestra representativa del material que va a ser sometido al proceso de cargas cíclicas de tracción-compresión (Figura 7-2). Utilizando el software comercial ABAQUS®, se diseña un modelo FE que tenga las mismas condiciones de contorno que el ensayo real, por lo que la deformación unitaria y el número de ciclos a los que se somete al modelo de FE son los mismos que los del ensayo cíclico.

De esta forma, se garantiza que los resultados de tensiones y deformaciones son comparables entre el modelo FE y la probeta experimental y que los únicos parámetros a ajustar serán los parámetros que definen la ley de comportamiento de material

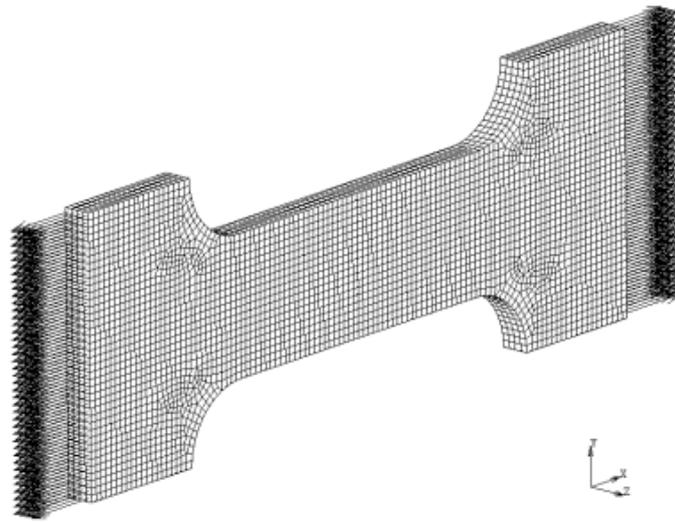


Figura 7-2. Modelo FE de la probeta a simular.

7.4.2 DATOS EXPERIMENTALES

Los datos experimentales de partida a utilizar son curvas cíclicas de tracción-compresión obtenidas del ensayo Low cycle fatigue test de acuerdo a la norma ASTM E606 (“Standard Practice for Strain-Controlled Fatigue Testing”) y según el acero que se desee simular.

La obtención de la ley de comportamiento del material a utilizar en el modelo FE del proceso con cargas cíclicas se basó en la metodología explicada en el Capítulo 4. En este caso, se disponía de curvas cíclicas experimentales de tracción-compresión del ZSTE 800 a partir de las cuales se obtuvieron los parámetros óptimos de la ley de comportamiento del material para un proceso cíclico de tracción-compresión de 2, 5 y 10 ciclos.

En la *Figura 7-3* se muestra un ejemplo de curvas cíclicas para 2 ciclos y 1.35% de deformación total en la que se aprecia como la tensión en el punto 1 es ligeramente superior a la del punto 3 y la del punto 2 es ligeramente inferior (mas negativa) que a la del punto 4.

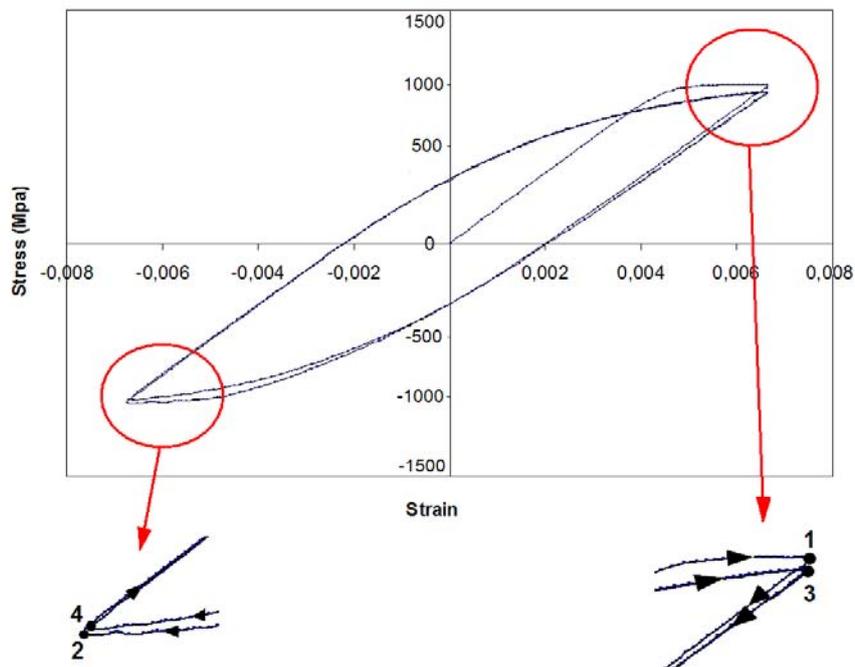


Figura 7-3. Curvas de tensión-deformación experimentales correspondientes a un rango de deformación total de 1.35% y 2 ciclos completos. Detalle del efecto Bauschinger.

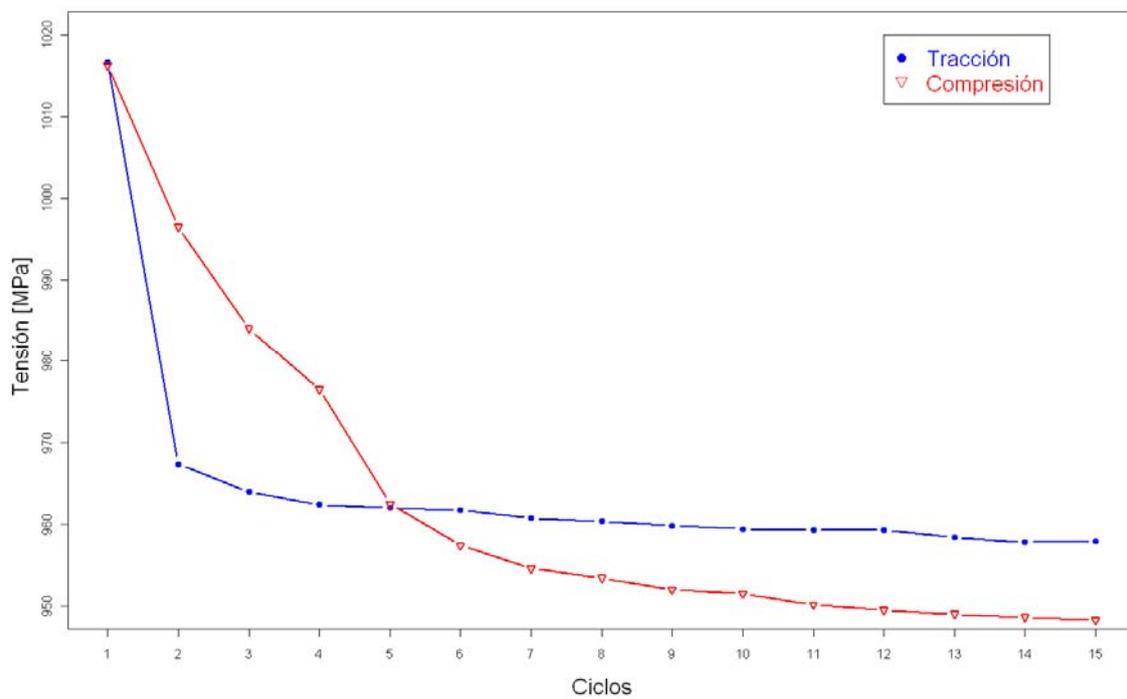


Figura 7-4. Tensiones máximas de tracción y compresión en función del número de ciclos para una deformación total de 1.35%.

En la *Figura 7-4*, se representan las tensiones máximas de tracción y compresión para los 15 primeros ciclos y 1.35% de deformación total.

En esta figura se observa cómo estas tensiones disminuyen según aumenta el número de ciclos y como a partir del 7º ciclo los valores de compresión permanecen siempre por debajo de los valores de tracción confirmando de ésta forma que el efecto *Bauschinger* está presente en el comportamiento del material estudiado.

A partir de éstas curvas cíclicas, se generan curvas “Experimental Equivalent Stress-Acummulated Strain” del estilo de la *Figura 7-5* para que de forma que sea más sencillo comprobar gráficamente la diferencia entre las curvas reales de los ensayos y las que se obtienen de cada simulación del modelo FE de la probeta.

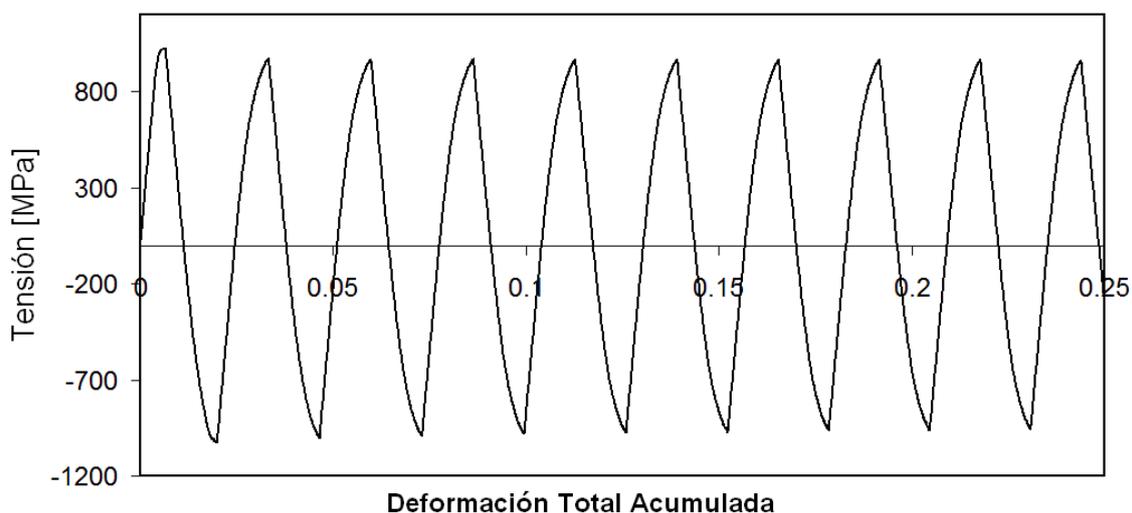


Figura 7-5. Tensión equivalente-deformación total acumulada para 10 ciclos y una deformación total de 1.35%.

7.4.3 BÚSQUEDA DE LOS PARÁMETROS ÓPTIMOS CON GA

Una vez adaptadas las deformaciones totales y el número de ciclos del modelo FE en el fichero de datos de ABAQUS® (.inp), ya se estaba en disposición de comenzar con el proceso de búsqueda, mediante GA, de los parámetros que definían las leyes óptimas de comportamiento de material lineal y no lineal.

Para ello, se introdujo en el programa de GA el rango de valores para cada uno de los parámetros que debían optimizarse de las leyes de comportamiento propuestas para un modelo lineal (*Tabla 7-1*) y para un modelo no lineal (*Tabla 7-2*).

Parámetro	Mínimo	Máximo	Descripción
σ^0 [MPa]	700	900	Tensión equivalente que define el tamaño de la superficie de plastificación para una deformación plástica de 0%
σ [MPa]	150	800	Valor de la tensión para un valor finito de deformación plástica ε^{pl}
ε^{pl}	0.001	0.0025	Deformación plástica equivalente para la tensión σ
E [MPa]	210000	230000	Módulo Elástico
μ	0.280	0.310	Módulo de Poisson

Tabla 7-1. Rango de valores utilizados para la optimización de los parámetros del modelo cinemático lineal.

Parámetro	Mínimo	Máximo	Descripción
σ_1 [MPa]	720	800	Tamaño de la superficie de plastificación en la deformación plástica correspondiente para la componente de endurecimiento isotrópico, punto $i=1$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
σ_2 [MPa]	800	890	Tamaño de la superficie de plastificación en la deformación plástica correspondiente para la componente de endurecimiento isotrópico, punto $i=2$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
σ_3 [MPa]	900	960	Tamaño de la superficie de plastificación en la deformación plástica correspondiente para la componente de endurecimiento isotrópico, punto $i=3$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
σ_4 [MPa]	1000	1040	Tamaño de la superficie de plastificación en la deformación plástica correspondiente para la componente de endurecimiento isotrópico, punto $i=3$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
ε_1	0	0	Deformación plástica equivalente para la componente de endurecimiento isotrópico para el punto $i=1$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
ε_2	0.0005	0.0005	Deformación plástica equivalente para la componente de endurecimiento isotrópico para el punto $i=2$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
ε_3	0.001	0.001	Deformación plástica equivalente para la componente de endurecimiento isotrópico para el punto $i=3$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
ε_4	0.0015	0.0015	Deformación plástica equivalente para la componente de endurecimiento isotrópico para el punto $i=4$ ($\sigma_i, \varepsilon_i^{pl}$)
σ_0 [MPa]	400	1000	Tensión de fluencia para deformación cero en el modelo no lineal
Q_∞ [MPa]	-1000	1000	Cambio máximo en el tamaño de la superficie de plastificación
b	2	25	Ratio al cual la superficie de fluencia cambia con la deformación plástica.
E [MPa]	230000	210000	Módulo Elástico
μ	0.280	0.310	Módulo de Poisson

Tabla 7-2. Rango de valores utilizados para la optimización de los parámetros del modelo no lineal isotrópico/cinemático (modelo de Chaboche).

Como hemos visto con anterioridad, el modelo de comportamiento cinemático lineal da resultados aceptables para deformaciones plásticas inferiores al 5%, lo cual garantiza un buen comportamiento en el caso estudiado ya que las deformaciones plásticas son inferiores al 0.65%.

El software desarrollado, partiendo del modelo base, creó una primera generación de 192 archivos (.inp) o modelos FE determinando aleatoriamente, dentro de los rangos preestablecidos previamente, los parámetros de la ley de comportamiento del material a optimizar de cada uno de ellos.

Cada uno de estos individuos se simuló con el Software ABAQUS® en uno de los seis servidores DUAL QUADCORE OPTERÓN de los que se disponía.

Una vez extraídos los resultados de las tensiones equivalentes de cada una de las simulaciones, se calculó el MAE de la diferencia entre éstos y la curva experimental.

Los mejores individuos de cada generación, fueron seleccionados para generar la siguiente generación de acuerdo a la metodología planteada en el punto 2.5.

Esto se realizó separadamente para cada uno de los modelos de material a optimizar.

7.5 RESULTADOS

En la *Figura 7-6*, se observa la evolución del MAE del mejor individuo de cada generación para los modelos de comportamiento lineal y no lineal del material y para 2, 5 y 10 ciclos.

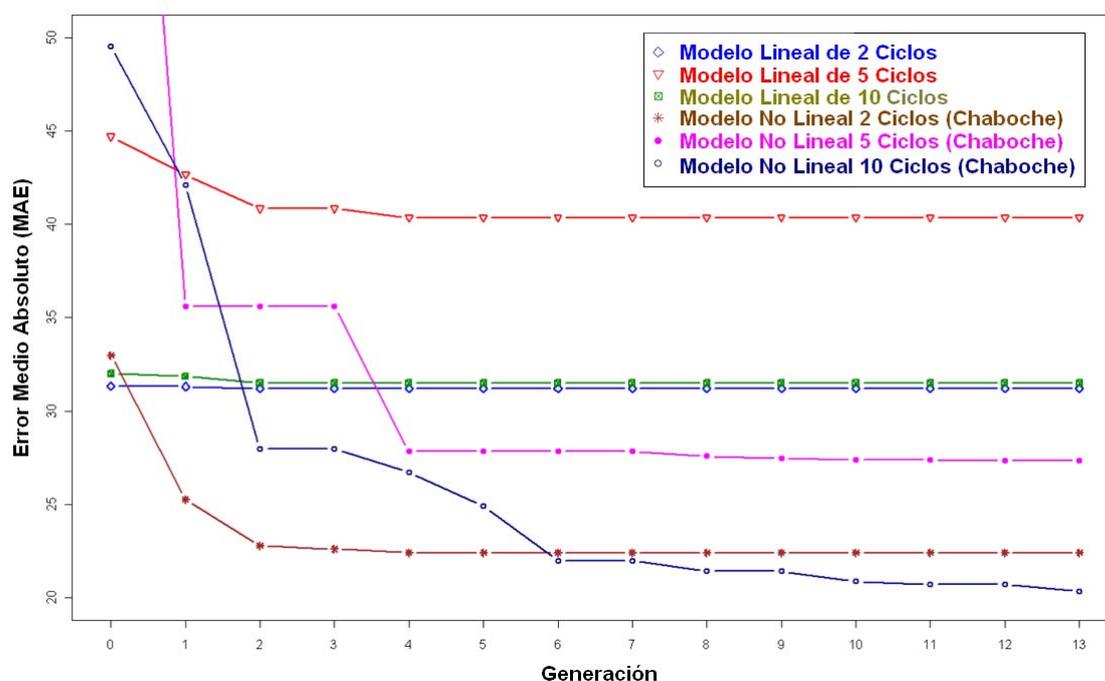


Figura 7-6. Evolución del error medio absoluto (MAE) del mejor individuo de cada generación de los modelos cinemático lineal y no lineal isotrópico/cinemático (Chaboche) para 2, 5 y 10 ciclos.

Claramente, puede observarse que los modelos no lineales (Chaboche) se ajustan mucho mejor que los modelos lineales dando un error MAE significativamente menor que los modelos lineales. En cambio, estos modelos tardan más en estabilizarse debido a que el número de parámetros a ajustar es mayor. Aún así, debido a que el número de individuos es elevado, casi todos los modelos lineales y no lineales, excepto el modelo no lineal de Chaboche de 10 ciclos, se estabilizan pronto pues encuentran soluciones óptimas en pocas generaciones.

En las *Tabla 7-3* a *Tabla 7-8* se muestran los parámetros de los mejores individuos que definen las leyes de comportamiento cinemático lineal y no lineal (Chaboche) del material para los procesos de 2, 5 y 10 ciclos. Además, se muestra el valor del error medio absoluto (MAE) y el tiempo de cálculo total necesario al final de cada generación. En este caso, se muestran los resultados de la generación 0 y la generación a partir de la cual se consideró que el error no descendía significativamente. El mejor individuo de esta última generación se tomó como solución final óptima.

Generación 0			Generación 4		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ^0 [MPa]	812.76		811.05		
σ [MPa]	1013.940		1010.270		
ε^{pl}	0.00195	31.32	0.00198	31.18	290
E [MPa]	210455		210255		
μ	0.330		0.290		

Tabla 7-3. Resultados de las simulaciones del modelo cinemático lineal para 2 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación).

Generación 0			Generación 11		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ_1 [MPa]	742.87		718.01		
σ_2 [MPa]	868.97		868.99		
σ_3 [MPa]	934.45		934.46		
σ_4 [MPa]	1021.64		1021.62		
σ_0 [MPa]	742.879	32.97	712.010	22.40	2320
Q_∞ [MPa]	-644.41		-644.04		
b	18.648		19.46		
E [MPa]	211341		215351		
μ	0.330		0.340		

Tabla 7-4. Resultados de las simulaciones del modelo no lineal isotropico/cinemático (modelo de Chaboche) para 2 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación).

Generación 0			Generación 4		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ^0 [MPa]	752.52		750.74		
σ [MPa]	1019.804		953.120		
ε^{pl}	0.00251	44.70	0.00192	40.35	2753
E [MPa]	210377		206445		
μ	0.281		0.310		

Tabla 7-5. Resultados de las simulaciones del modelo cinemático lineal para 5 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación).

Generación 0			Generación 12		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ_1 [MPa]	699.74		680.26		
σ_2 [MPa]	974.82		903.21		
σ_3 [MPa]	1077.06		930.32		
σ_4 [MPa]	1178.48		1075.05		
σ_{10} [MPa]	699.74	86.74	727.26	27.35	6571
Q_∞ [MPa]	-322.87		-252.76		
b	80.74		82.8		
E [MPa]	2066377.78		227544.28		
μ	0.341		0.350		

Tabla 7-6. Resultados de las simulaciones del modelo no lineal isotrópico/cinemático (modelo de Chaboche) para 5 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación).

Generación 0			Generación 4		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ^0	811.599		811.599		
σ	1002.143		1002.143		
ε^{pl}	0.00217	31.99	0.00232	31.49	5209
E	210541		210540		
μ	0.315		0.315		

Tabla 7-7. Resultados de las simulaciones del modelo cinemático lineal para 10 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación)

Generación 0			Generación 13		
Valor Final Parámetro	MAE	Tiempo [min.]	Valor Final	MAE	Tiempo [min.]
σ_1	811.94		689.73		
σ_2	963.50		872.47		
σ_3	964.98		894.30		
σ_4	1098.50		911.67		
$\sigma _0$	811.94	49.52	828.03	20.32	13319
Q_∞	-1339.88		-1769.76		
b	4.78		0.38		
E	229171.19		211586.43		
μ	0.342		0.340		

Tabla 7-8. Resultados de las simulaciones del modelo no lineal isotrópico/cinemático (modelo de Chaboche) para 10 ciclos de la primera y última generación (los valores finales corresponden al mejor individuo de cada generación).

Para el caso de 2 ciclos el modelo óptimo lineal se encontró en 290 minutos (0.2 días) mientras que el modelo no lineal de Chaboche necesitó 2320 minutos (1.6 días) aunque este último prácticamente se estabilizó en 3 generaciones (0.4 días).

En el caso de 5 ciclos, el modelo lineal se obtuvo en 2753 minutos (1.91 días) y el no lineal de Chaboche en 6571 minutos (4.56 días) aunque a partir de la 4ª generación el modelo ya estaba prácticamente ajustado (1.75 días).

Por último, para el caso de 10 ciclos, el modelo lineal se estabilizó en 5209 minutos (3.61 días) frente al no lineal que necesitó de mucho más tiempo 13319 minutos (9.25) días aunque ya desde la 6ª generación se disponía de un buen modelo (5 días de cálculo, aproximadamente).

En las *Figura 7-9* y *Figura 7-9* se muestran, para el caso de 2 ciclos, algunos ejemplos de curvas de tensión equivalente-deformación acumulada de diversos individuos para los modelos cinemático lineal y no lineal de Chaboche, y frente a la curva real obtenida del ensayo cíclico. En la parte superior se observan soluciones correspondientes a la primera generación (Generación 0) y, en la inferior, ejemplos de curvas obtenidas de individuos de la última generación.

Como se puede observar, en la generación 0 la mayoría de los individuos no se ajustan correctamente e incluso, algunos de ellos, no consiguen terminar los ciclos (soluciones 31 y 133 del modelo lineal de la generación 0, y soluciones 74, 47, 70 del modelo no lineal de la generación 0).

En cambio, si se observan las figuras inferiores correspondientes a la última generación, la mayoría de las soluciones se ajustan convenientemente. En este caso, los modelos no lineales de Chaboche tienen más capacidad de adaptarse a la curva real que los lineales. En estos casos, los únicos individuos que no se ajustan corresponden con el grupo del 15% de individuos que han sido creados por mutación (por ejemplo, las soluciones 181 del modelo lineal y, 140 y 158 del modelo no lineal).

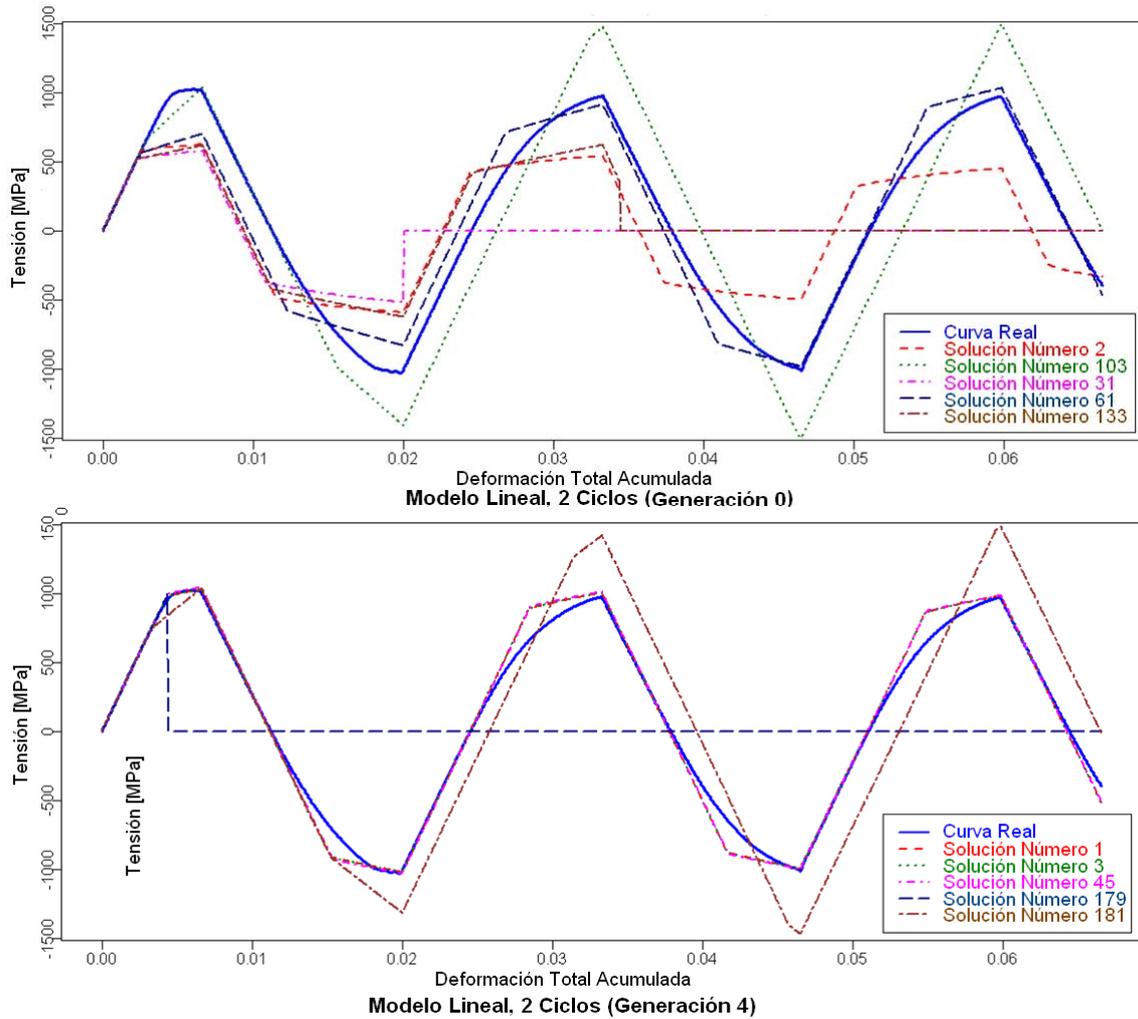


Figura 7-7. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo cinemático lineal para un proceso de 2 ciclos: Generaciones 0 y 4.

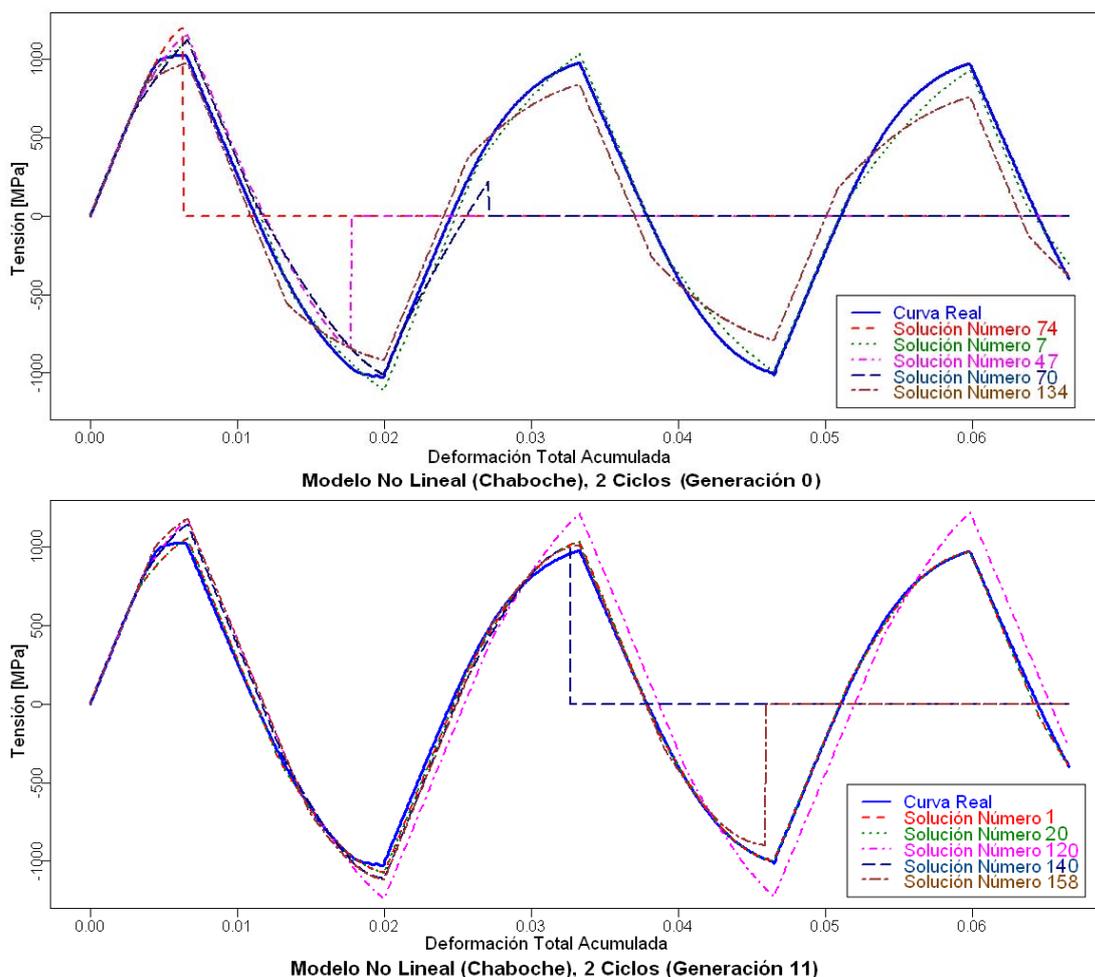


Figura 7-8. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo no lineal isotrópico/cinemático (Chaboche) para un proceso de 2 ciclos: Generaciones 0 y 11.

En las *Figura 7-9* y *Figura 7-10* se muestran algunos ejemplos para 5 ciclos y en las *Figura 7-11* y *Figura 7-12* para 10 ciclos. Igual que en el caso de 2 ciclos, el modelo no lineal consigue ajustarse mejor que el modelo lineal.

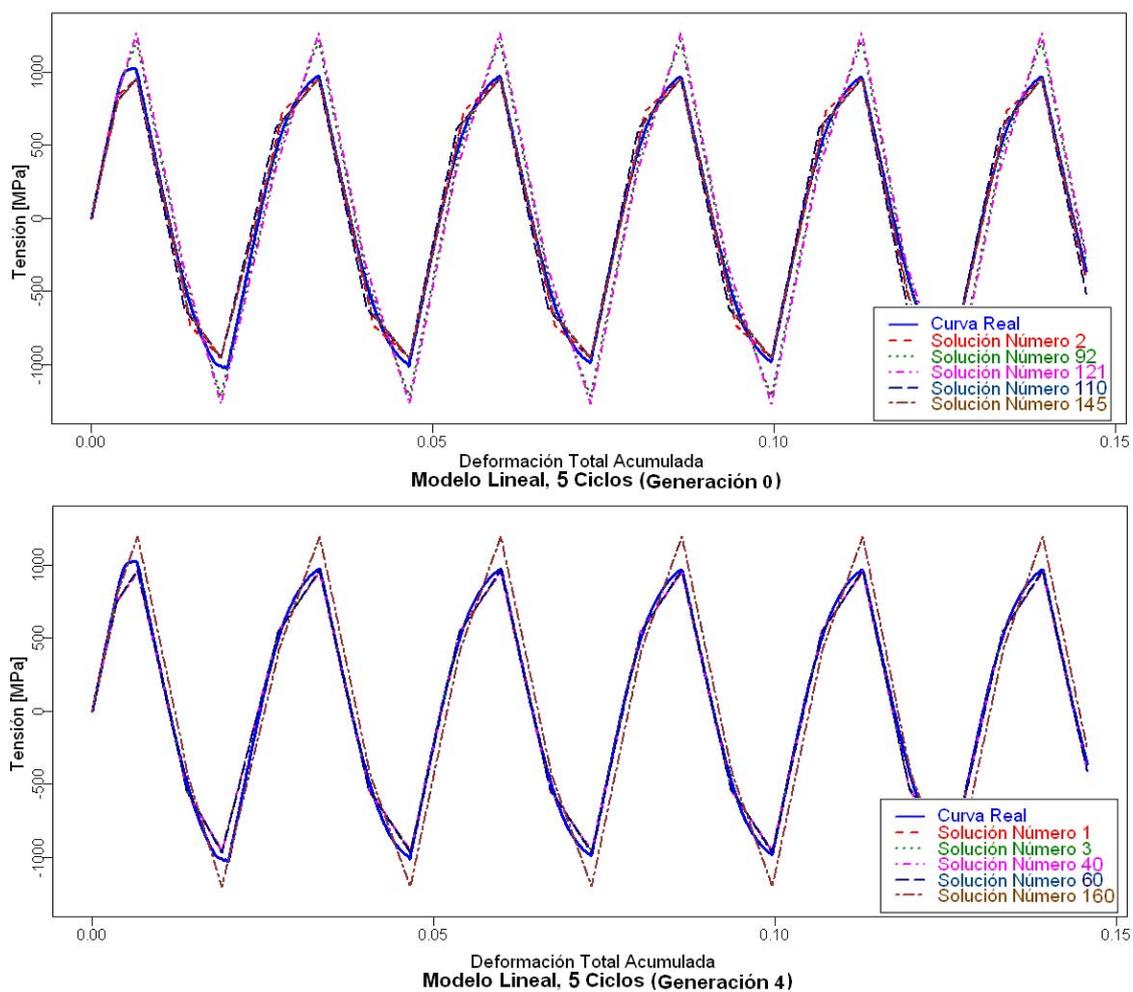


Figura 7-9. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo cinemático lineal para un proceso de 5 ciclos: Generaciones 0 y 4.

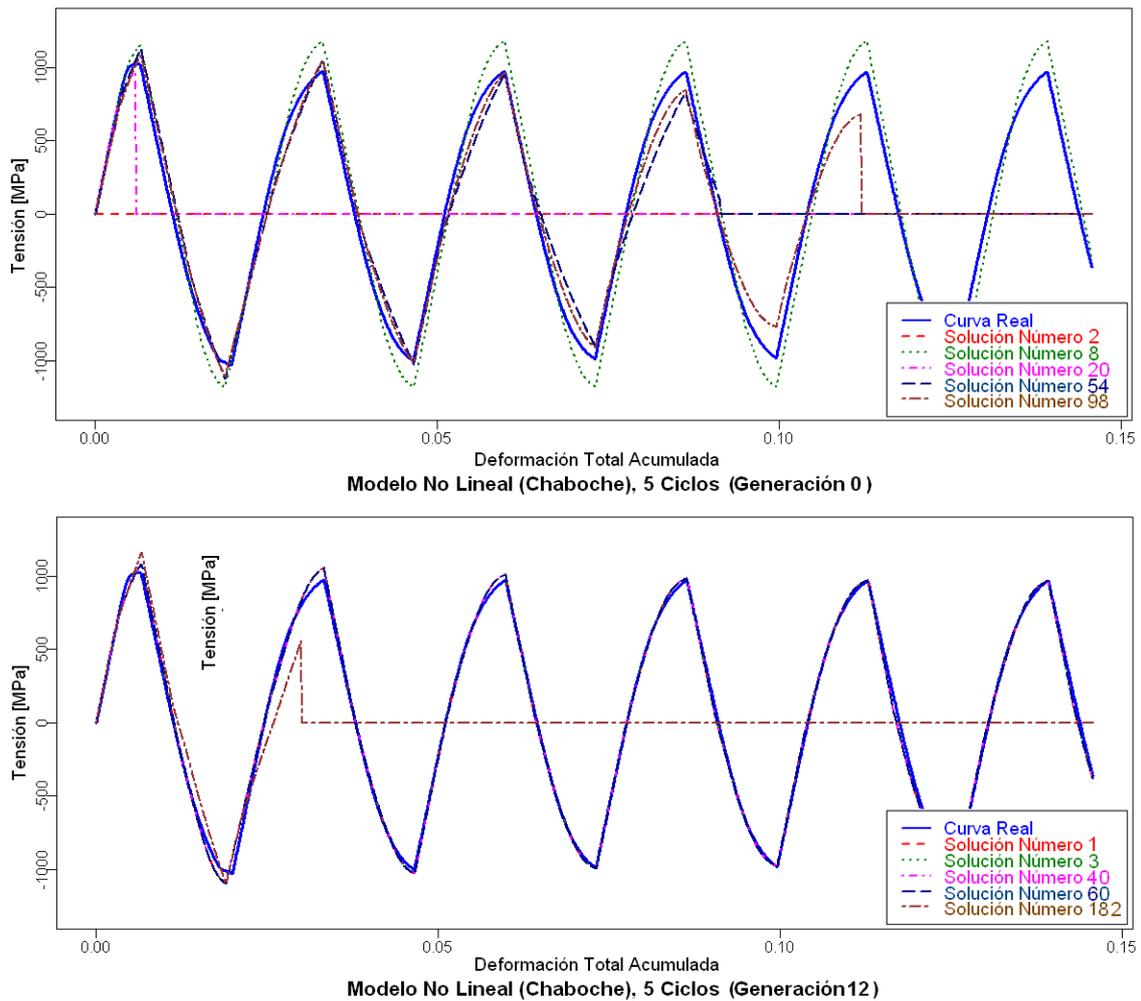


Figura 7-10. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo no lineal isotrópico/cinemático (Chaboche) para un proceso de 5 ciclos: Generaciones 0 y 12.

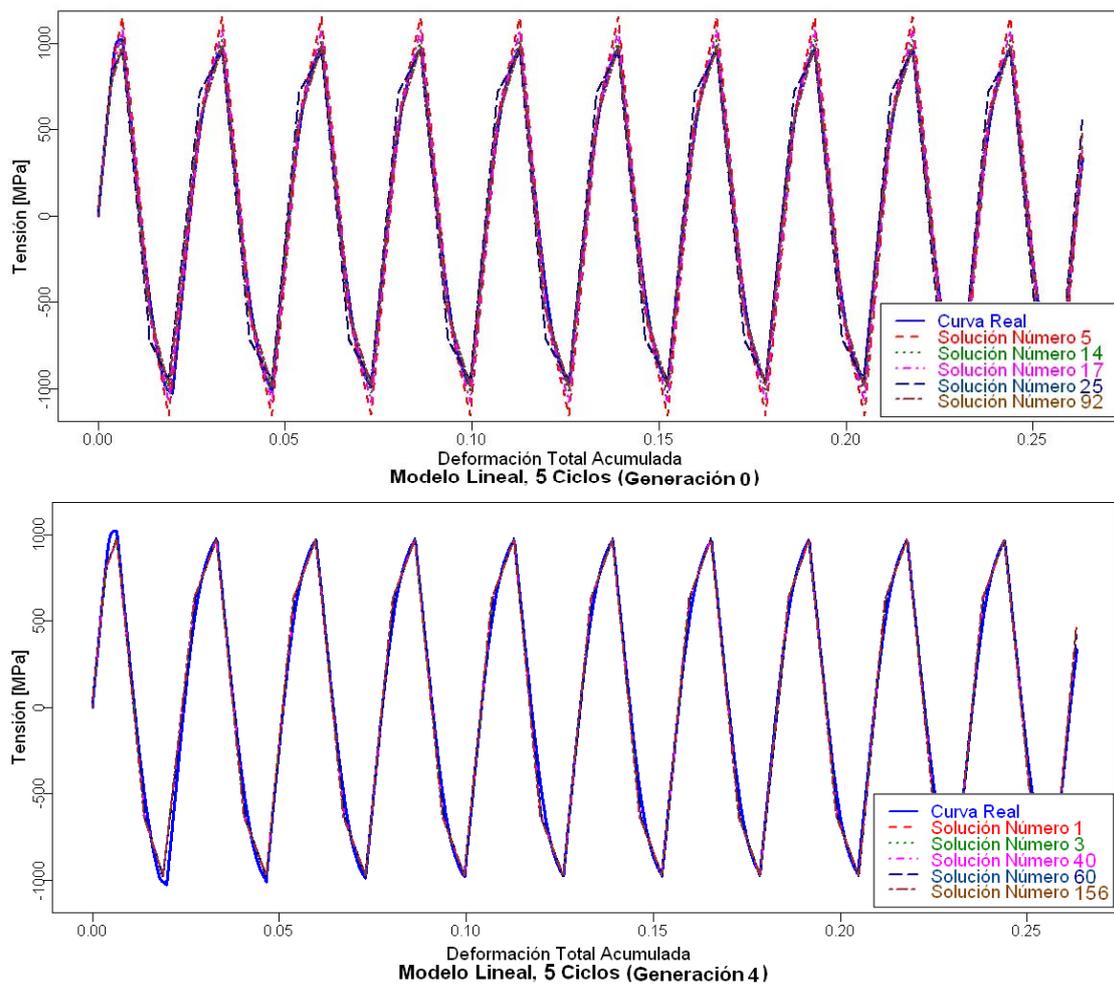


Figura 7-11. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo cinemático lineal para un proceso de 10 ciclos: Generaciones 0 y 4.

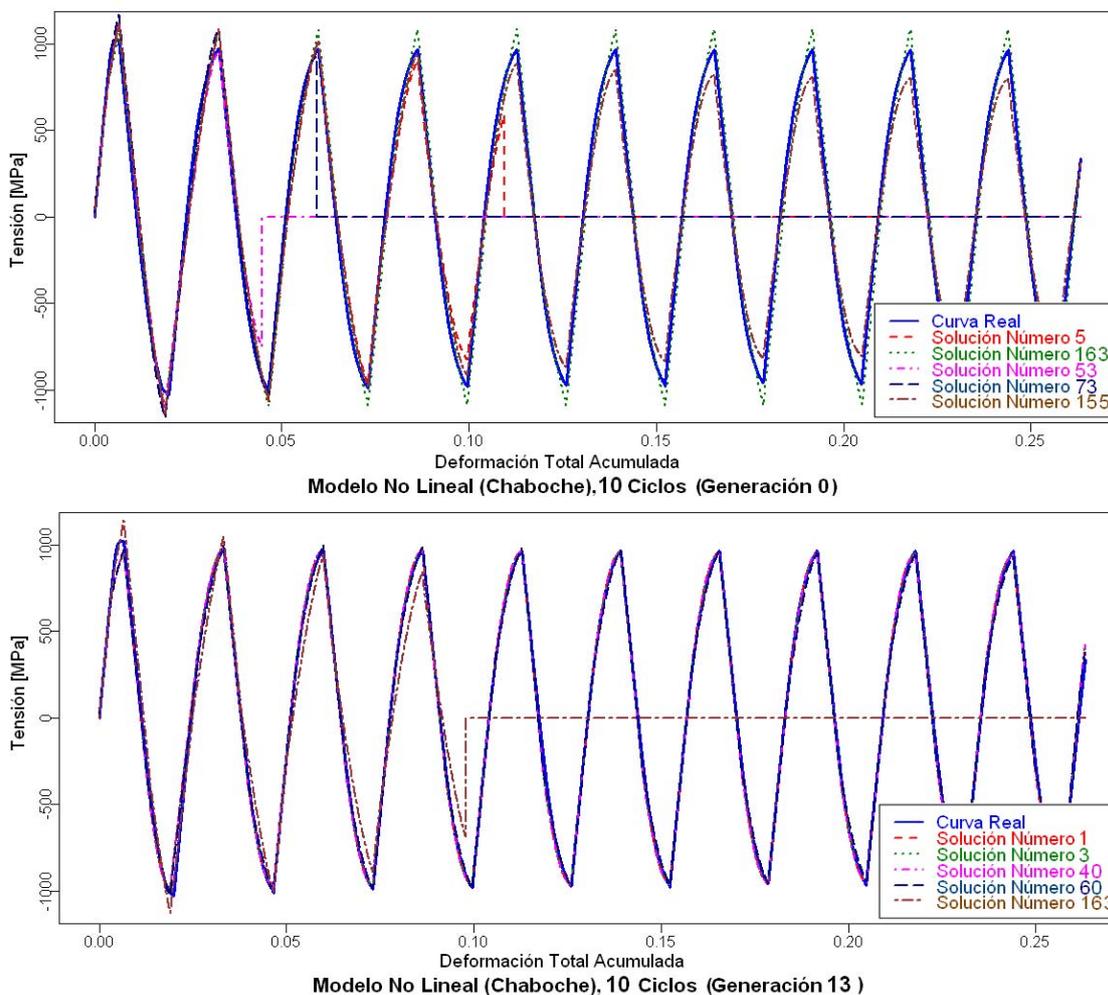


Figura 7-12. Ejemplo de curvas “tensión-deformación total acumulada” del modelo no lineal isotrópico/cinemático (Chaboche) para un proceso de 10 ciclos: Generaciones 0 y

13.

7.6 CONCLUSIONES

El análisis con elementos finitos de un proceso de fabricación o transformación de materiales requiere que la ley de comportamiento del material a utilizar en la situación FEM sea lo más próxima a la realidad.

El ajuste de los parámetros que definen las leyes óptimas de comportamiento de material para un modelo FE es un proceso que habitualmente se realiza a partir de curvas cíclicas experimentales o cálculos teóricos. Generalmente, este proceso genera errores debido al comportamiento no lineal que caracteriza al material cuando sufre efectos como el de *Bauschinger*. Esto hace que el ajuste de los parámetros sin la utilización de alguna metodología sea complicado.

En este capítulo, se ha mostrado una metodología totalmente automatizada que mediante el uso combinado de GA y de FE es capaz de obtener, a partir de curvas cíclicas experimentales de un acero de alta resistencia (*high strength*

steel) denominado ZSTE 800, los valores de los parámetros que definen los modelos óptimos lineales y no lineales del comportamiento cíclico del material empleado en un modelo de FE de un proceso con cargas cíclicas de tracción-compresión para cualquier grado de deformación y cualquier número de ciclos.

El proceso cíclico al cual se ha sometido el material al correspondiente al de una deformación total de 1.35% y un número de ciclos variable de 2, 5 y 10. En este caso, se ha demostrado como el sistema ha sido capaz de encontrar el mejor modelo lineal y no lineal para cada caso.

En primer lugar, se genera un modelo FE de un ensayo de deformaciones cíclicas controladas de una probeta de acero. Posteriormente, se modifica automáticamente la deformación total y el número de ciclos del modelo FE adaptándolos a los del proceso que se quiere simular. Una vez adaptadas las deformaciones totales y el número de ciclos del modelo FE, se realiza un proceso de búsqueda, mediante GA, de los parámetros óptimos que definen las leyes de comportamiento del material. El proceso se realiza simulando con ABAQUS® diversas soluciones e identificando aquellas que generan curvas *tensión equivalente-deformación acumulada* lo más próximas a la curva real. Los mejores individuos de cada generación son elegidos para crear la siguiente generación hasta que el error de ajuste se estabilice.

Aunque esta metodología se ha centrado en la obtención del modelo del material para procesos cíclicos puede ser fácilmente extrapolada a otro tipo de procesos.

CAPÍTULO 8: MODELIZACIÓN DE UN SISTEMA CON NO LINEALIDADES DEBIDAS A CONTACTOS, PLASTICIDAD Y A ENDURECIMIENTO O ABLANDAMIENTO CÍCLICO

8.1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se propone la optimización de un proceso de *Tension-Levelling* mediante el uso de algoritmos genéticos (GA) y el método de los elementos finitos (FEM), útil para ajustar automáticamente los parámetros de un proceso de *Tension-Levelling*.

En primer lugar, se lleva a cabo una búsqueda de los parámetros óptimos del acero a utilizar en el programa de simulación (Ver capítulo 7). El proceso consiste en simular ensayos de deformaciones cíclicas controladas de modelos FE (FE models) de probetas de acero estándar con diferentes leyes de comportamiento cíclico. Mediante algoritmos genéticos, se optimizan los parámetros del modelo simulado hasta que el comportamiento del material se aproxime, lo máximo posible, a los resultados obtenidos por ensayos experimentales. De esta forma, se asegura que el comportamiento del material en el modelo FE sea lo más realista posible.

Con el modelo de comportamiento del material obtenido para el material seleccionado se procede al diseño y validación del modelo FE del *Tension-Levelling*. De este último, se ajusta el desplazamiento de los rodillos, el pretensado (lengthwise tension) y la velocidad de la banda. En este caso, la optimización, que también se realiza con algoritmos genéticos, busca que las tensiones residuales finales del producto estén por debajo de un umbral especificado y sean lo más homogéneas posibles. Para considerar una solución como válida, se comprueba que la chapa de acero se vea sometida a las tensiones previstas en los diferentes puntos de control del proceso. De las mejores soluciones, se elige aquella que tenga una mayor velocidad, ya que el objetivo de obtener la máxima producción posible.

8.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El *Tension-Levelling* es un proceso que se utiliza en la industria del acero para eliminar los defectos de forma que habitualmente aparece en chapas laminadas debido una ligera diferencia entre las tensiones residuales de la zona *top* y la zona *bottom* de la misma.

En la *Figura 8-1* se muestra como un estado de tensiones irregular sobre una chapa de acero puede originar diversos defectos de forma (estado de deformaciones). En este caso, se muestran los casos mas típicos de defectos que pueden darse en este proceso de fabricación.

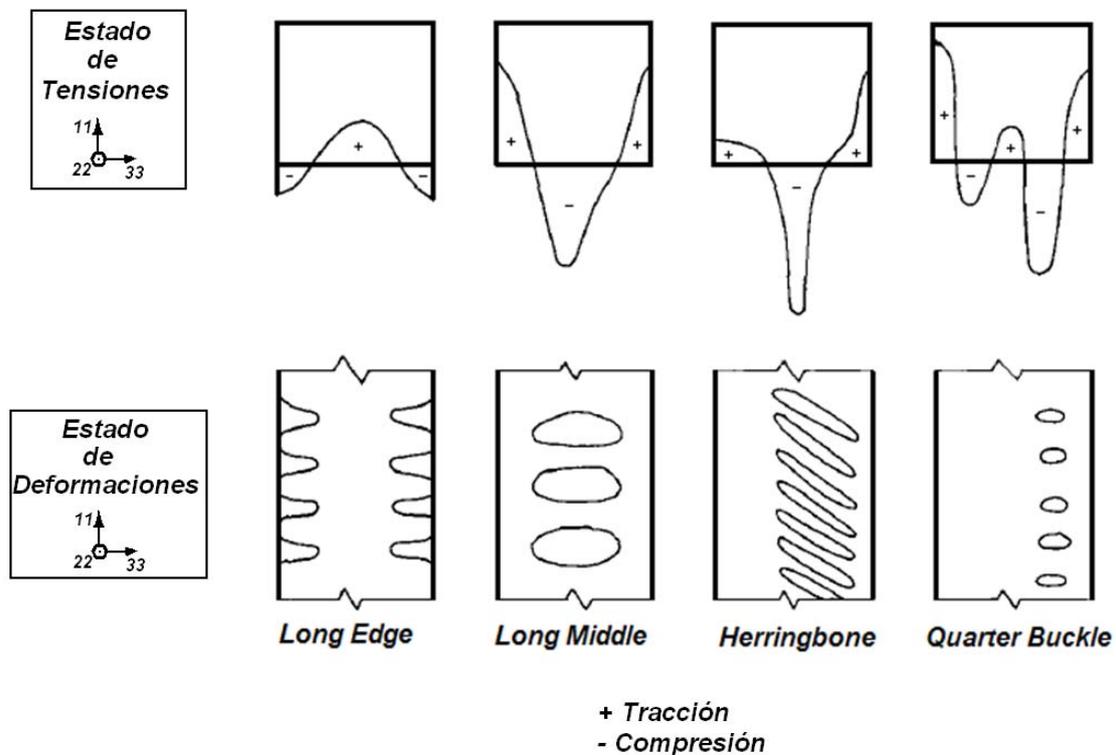


Figura 8-1. Diferentes defectos de forma que pueden surgir en la banda en función de las tensiones residuales.

El proceso *Tension-Levelling* consta básicamente de una batería de rodillos colocados en serie por entre los cuales se hace pasar la chapa de acero pretensada doblándola sucesivamente en un sentido y en otro para producirle deformaciones cíclicas controladas (*Figura 8-2*).

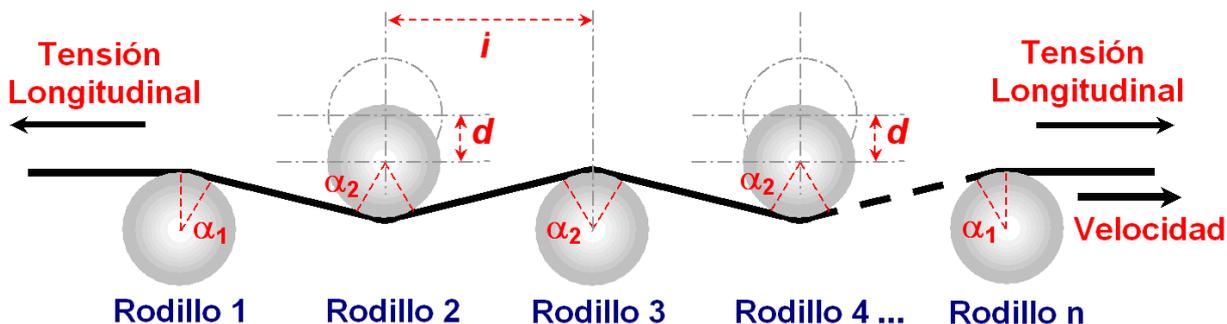


Figura 8-2. Configuración general de un proceso de Tension-Levelling.

El mecanismo que causa la eliminación de los defectos de forma es la combinación de esfuerzos de momentos flectores y tensiones longitudinales que actúan a la vez sobre la chapa.

Estos esfuerzos son originados por el paso forzado de la chapa a través de los rodillos y su aplicación correcta se consigue ajustando de forma apropiada los parámetros de funcionamiento del *Tension-Levelling*. Algunos de estos parámetros pueden ser: el número de rodillos (n), el radio de los rodillos (r), la distancia de separación entre los rodillos (roll-intermesh) (i), el desplazamiento de los rodillos o roll penetration (d), la velocidad de desplazamiento de la chapa (V) y la tensión longitudinal o pretensado (lengthwise tension) de la banda de acero (σ).

En este proceso, el material de la chapa puede sufrir una serie de fenómenos de endurecimiento o ablandamiento por la combinación de esfuerzos cíclicos de momentos flectores y de tensiones longitudinales. Debido a estos esfuerzos cíclicos, la ley del comportamiento del material debe tener en cuenta efectos de ablandamiento de material y el del *Bauschinger*.

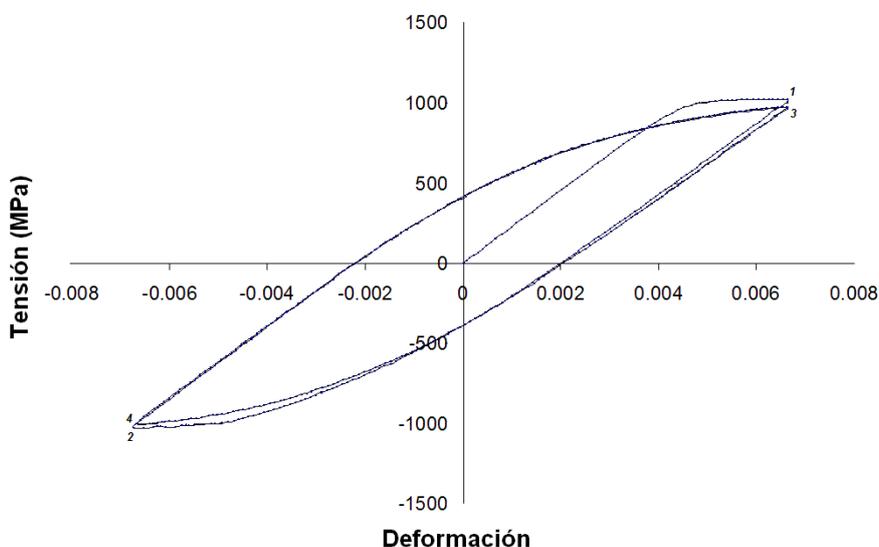


Figura 8-3. Curva cíclica en la que se muestra ablandamiento en el material.

En la *Figura 8-3* se observa el ablandamiento sufrido por un material determinado, en concreto se trata del acero de alta resistencia denominado ZSTE-800 con el que aplicará la metodología propuesta (las tensiones necesarias para obtener una misma deformación son cada vez menores según avanzan los ciclos, es decir, la tensión en el punto 1 es menor que la del punto 3 y la tensión del punto 2 es menor que la del 4). Así mismo, en la *Figura 8-4* se aprecia el efecto de Bauschinger. Se observa como a partir del 7º ciclo la tensión de tracción es mayor que la de compresión, lo cual supone unas curvas de comportamiento cíclico del material no simétricas para la tracción y la compresión.

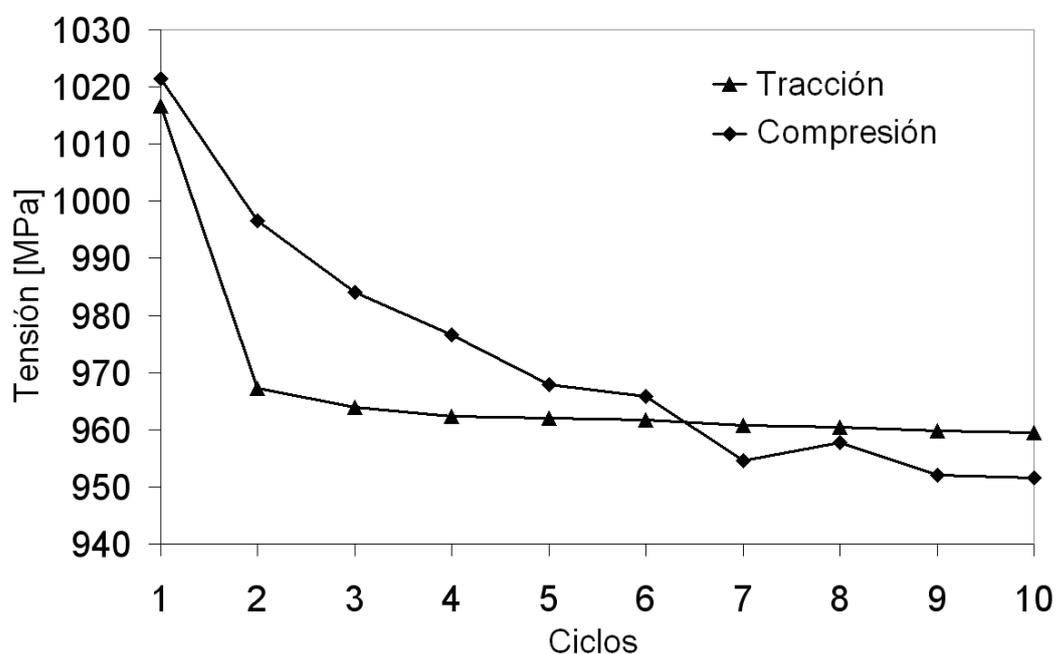


Figura 8-4. Curva cíclica en la que puede apreciarse el efecto de Bauschinger.

8.3 METODOLOGÍAS ACTUALES DE RESOLUCIÓN

En 1971, Robert *et al.* (1971) obtienen una serie de ecuaciones utilizadas todavía en la actualidad que calculan, de manera aproximada, la deformación de la chapa al doblarse alrededor del rodillo (*Figura 8-5*)

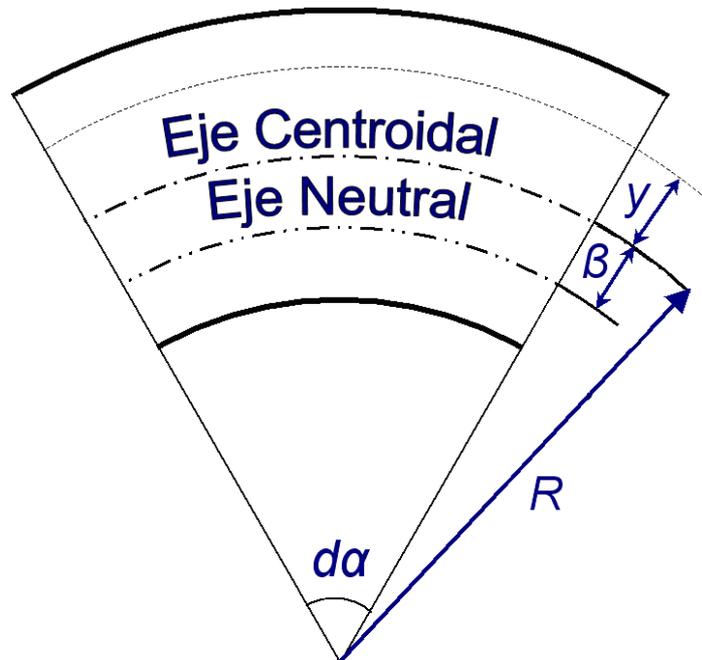


Figura 8-5. Sección elemental de la chapa deformada.

Según estos autores, al pasar por el primer rodillo, la chapa sufre una deformación longitudinal a una distancia y del eje central, igual a la expresada por la siguiente ecuación:

$$\varepsilon_{x1} = (y + \beta_1)/(R - \beta_1) \quad \text{ECUACIÓN 8-1}$$

Donde R es el radio de curvatura del eje centroidal y β_1 es el desplazamiento del eje neutral, definido por:

$$\beta_1 = a\sigma_T/\sigma_{x0} \quad \text{ECUACIÓN 8-2}$$

Siendo a la mitad del espesor de la chapa; σ_T la tensión longitudinal aplicada y σ_{x0} la tensión de fluencia longitudinal.

A su vez, la deformación alrededor del segundo rodillo está determinada por

$$\varepsilon_{x2} = \frac{(-y + \beta_2)}{R - \beta_2} (1 + \varepsilon_{x1}) \quad \text{ECUACIÓN 8-3}$$

Generalizando estas ecuaciones para el caso de n rodillos, la deformación de la chapa en el n -ésimo rodillo está determinada por

$$\varepsilon_{xn} = \frac{(\pm y + \beta_n)}{R - \beta_n} (1 + \varepsilon_{x(n-1)}) \quad \text{ECUACIÓN 8-4}$$

A partir de estas ecuaciones es posible determinar, de forma aproximada, la deformación que experimentará la banda de acero en cada uno de los rodillos del proceso. Estos valores de deformación son útiles para especificar los rangos entre los que se tienen que mover los parámetros para ajustar en planta el proceso de *Tension-Levelling*

La dificultad existente en ajustar los parámetros de funcionamiento del *Tension-Levelling* sumada a la dificultad de tener en consideración efectos de endurecimiento o ablandamiento del material, hace que se planteen técnicas de modelización basadas en FEM que ayuden al diseño y control del proceso en planta (Hoon Huh *et al.* (2001)). Sin embargo ajustar el *Tension-Levelling* mediante este método, teniendo en cuenta los parámetros de funcionamiento del proceso y la curva de comportamiento cíclico del material, puede llegar a requerir un gran número de simulaciones y tiempo.

Para poder conseguir un modelo FE del *Tension-Levelling* lo más fiel posible a la realidad, es vital que el programa de simulación sea capaz de simular correctamente la ley de comportamiento del material. Habitualmente, esta ley es obtenida a partir de ensayos cíclicos de *Tracción-Compresión* previos al *Tension-Levelling* y tenida en cuenta en el ajuste de los parámetros del modelo de comportamiento cíclico del material a simular por el método de los elementos finitos (FEM).

Algunos autores como Morris *et al.* (2005) combinan técnicas de modelización basadas en FEM y diseño de análisis factorial (Designed Factorial Analysis), facilitando así el estudio de los parámetros de funcionamiento del *Tension-Levelling* y reduciendo de manera importante el número de simulaciones requeridas para ajustar el proceso. En este caso, es necesario conocer con anterioridad la ley de comportamiento cíclico del material.

Actualmente existen algunos autores que han desarrollado trabajos en los que proponen una combinación de técnicas FEM y algoritmos genéticos (GA) para el ajuste de procesos industriales, por ejemplo, Pernía *et al.* (2009) muestra como la combinación de éstas técnicas pueden ser verdaderamente eficientes en el estudio de las tensiones residuales del proceso de enderezamiento (*Straightening*) de perfiles de acero.

8.4 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA

En este apartado se aplica la metodología propuesta a un caso práctico de ajuste de un proceso de *Tension-Levelling* formado por 7 rodillos de 101mm. de radio. El material estudiado corresponde con el de una lámina de acero **ZSTE-800** de alta resistencia (*High Strength Steel*) la cual tiene un espesor de 1.2mm. y una anchura de 350mm.

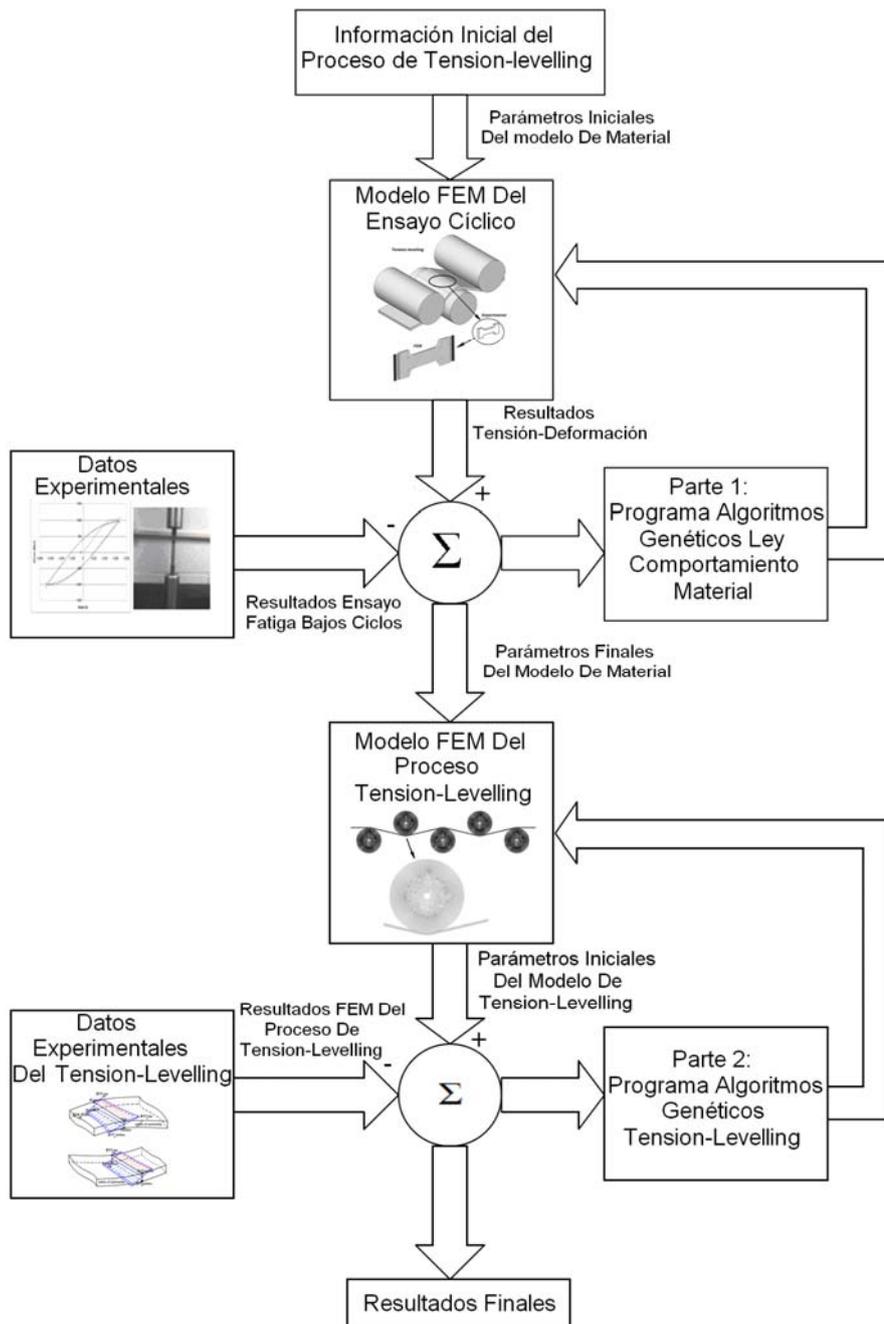


Figura 8-6. Metodología de optimización del Tension-Levelling.

8.4.1 OBTENCIÓN DE LOS DATOS DE PARTIDA DEL TENSION-LEVELLING

Los parámetros del proceso estudiado quedan reflejados en la *Tabla 8-9*. En primer lugar, se obtiene la deformación aproximada de la chapa a su paso por cada uno de los rodillos (ver *Tabla 8-10*) aplicando de las *Ecuaciones 8-1 a 8-4* vistas con anterioridad. De este modo, se determina que la deformación total de la lámina de acero será $\varepsilon_x = 0.65\%$, lo que equivale a que los *ensayos de fatiga a bajos ciclos* deben ensayarse para un rango de deformación total controlada de aproximadamente un $0.65 \times 2 = 1.3\%$ y con, por lo menos, 5 ciclos completos de *Tracción-Compresión*.

	Parametros	Valor
Chapa	σ_{x0} [MPa]	1015
	a [mm]	0.6
	Anchura [mm]	350
Tension Levelling	N	7
	R [mm]	101
	Pretensado [N]	10000
	σ_T [MPa]	47.6

Tabla 8-9. Propiedades de la chapa y parámetros del Tension-Levelling.

Número de Rodillo	Deformación Total(%)
1	0.624
2	0.631
3	0.634
4	0.638
5	0.641
6	0.646
7	0.650

Tabla 8-10. Valores de la deformación en cada uno de los rodillo.

A partir de estos datos, calculados de manera teórica, se plantea la obtención de las leyes de comportamiento del material y la optimización del *Tension-Levelling* según la metodología propuesta en la presente tesis.

8.4.2 OBTENCIÓN DE LA LEY ÓPTIMA DE COMPORTAMIENTO DEL MATERIAL PARA EL MODELO FE

En este apartado se presenta el proceso desarrollado para conseguir la ley óptima de comportamiento del material a utilizar en el modelo FE. Esta ley se suele obtener a partir de datos experimentales (curvas cíclicas de tracción-compresión) y posteriormente es introducida en el modelo FE, a través de los parámetros que la definen en el propio software.

Elegir la ley de comportamiento más apropiada (lineal o no lineal) y asignar valores correctos a los parámetros que definen la misma, es una tarea complicada y costosa, pero fundamental si se quieren tener resultados de simulación similares a la realidad.

En este caso, se dispone de curvas cíclicas experimentales de tensión-compresión del material obtenidas de los *ensayos de fatiga a bajos ciclos* a partir de las cuales se obtienen los parámetros óptimos de la ley de comportamiento del material para 5 ciclos. En este caso, se utiliza una ley lineal y otra no lineal según el modelo de *Chaboche*.

En primer lugar, se generan n modelos FE (individuos) de una probeta de laboratorio estándar con diferentes tipos de modelos de material (Ver *Figura 8-4*). Cada uno de estos modelos se diferencia en la ley de comportamiento del material (lineal o no lineal) y en los parámetros que la definen. A este conjunto de soluciones o individuos se denomina generación 0.

Después, para cada uno de los individuos de la generación 0 se simula un ensayo cíclico de tracción y compresión utilizando el software comercial ABAQUS®. Una vez extraídos los resultados de las tensiones de cada una de las simulaciones, se calcula la diferencia entre la curva experimental y la FEM como el error medio absoluto (MAE) de cada individuo. Es decir,

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i \text{ fem} - y_i \text{ exp}| \quad \text{ECUACIÓN 8-5}$$

donde $y_i \text{ fem}$ corresponde con la tensión obtenida del proceso de simulación FEM, $y_i \text{ exp}$ la tensión obtenida experimentalmente y n el número de puntos de puntos de la curva *Stress-Accumulated Strain* (*Figura 8-7*)

De los múltiples individuos generados en la primera generación (generación 0), se seleccionan aquellos cuyo error medio absoluto (MAE) es menor y, a partir de éstos, se obtiene la siguiente generación (generación 1) empleando para ello cruces y mutaciones.

Este proceso es repetido durante varias generaciones hasta que se observa que el error MAE se mantiene constante o no disminuye significativamente entre generación y generación. Si el error es adecuado, se elige el mejor individuo como solución final.

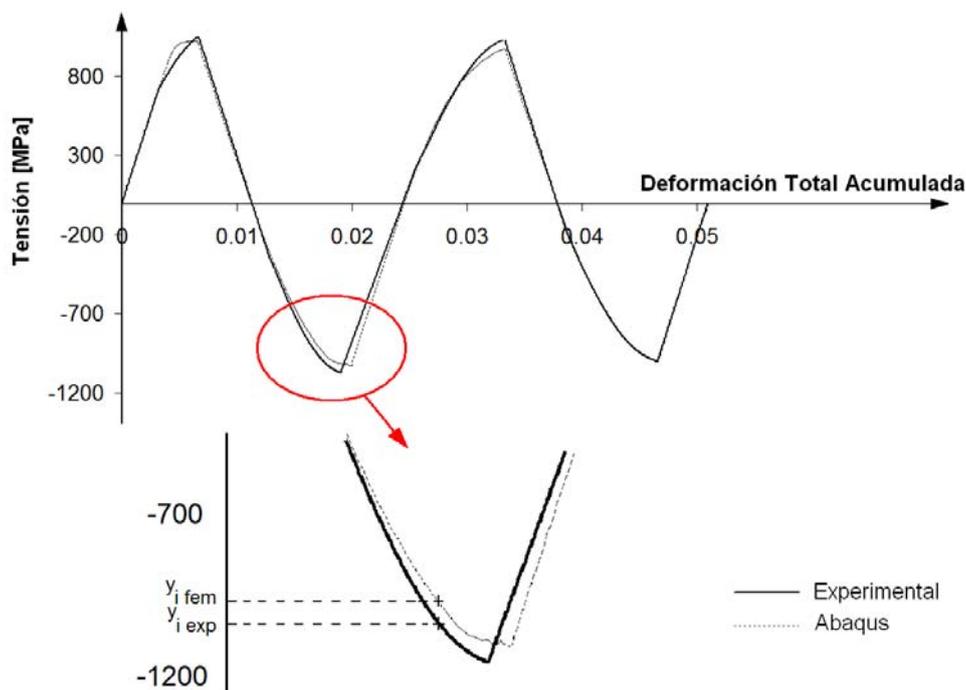


Figura 8-7. Detalle del error entre las curvas stress-strain calculadas mediante FEM y las obtenidas experimentalmente.

8.4.3 MODELO FE DEL TENSION-LEVELLING

Una vez obtenido el modelo de comportamiento cíclico elastoplástico del acero, se dispone de los parámetros necesarios para construir un modelo FE del *Tension-Levelling* que, en este caso está formado por 7 rodillos de 101mm. de radio.

En la *Figura 8-8* se observa un modelo FE de un *Tension-Levelling* formado por 7 rodillos

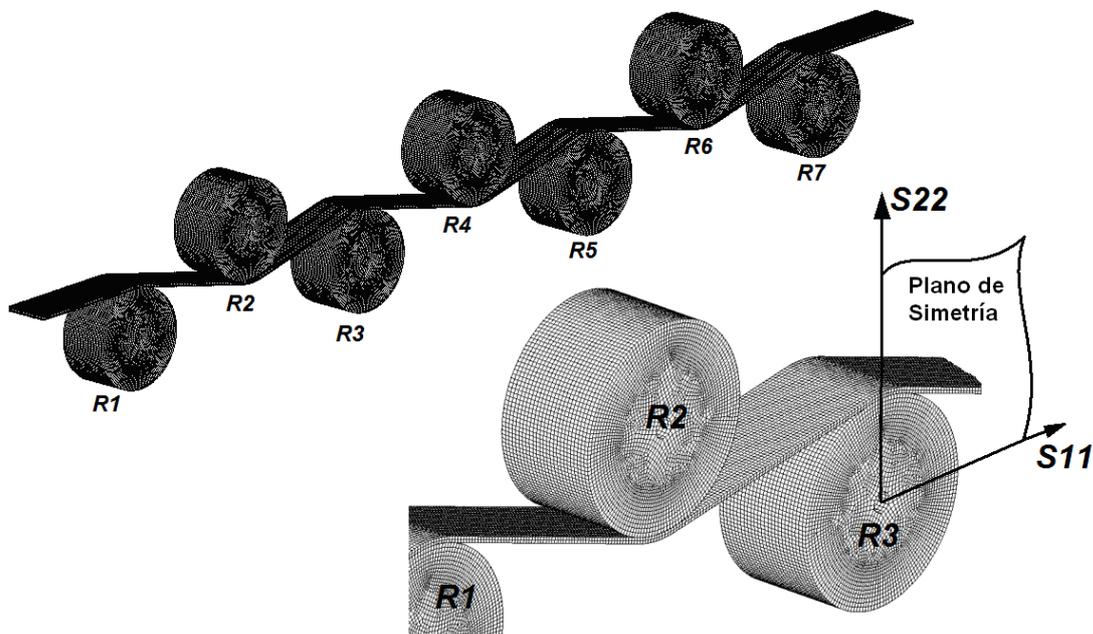


Figura 8-8. Modelo de elementos finitos del proceso de Tension-Levelling.

El objetivo final consiste en ajustar los siguientes parámetros: el desplazamiento de los rodillos (*Roll Penetration*) (d), la velocidad de desplazamiento de la banda de acero (V) y la tensión longitudinal o pretensado de la misma (*Lengthwise Tension*) (σ_t); para una chapa de espesor 1.2mm., anchura 350mm. y tipo de acero **ZSTE-800**. El rango de valores establecido de estas variables se muestra en la *Tabla 8-11*.

	Min.	Max.
σ_t [MPa]	43	73
V [mm/s]	100	200
D [mm]	60	80

Tabla 8-11. Rango de búsqueda establecido para los parámetros a ajustar del modelo FE del Tension-Levelling..

8.4.4 OPTIMIZACIÓN DEL TENSION-LEVELLING

El procedimiento de búsqueda de los parámetros óptimos utiliza GA de una forma parecida a la fase anterior.

Primero, se crea una generación 0 con una serie de modelos FE del *Tension-Levelling* (individuos) donde se han modificado aleatoriamente los parámetros a ajustar, dentro de los rangos anteriormente establecidos.

Se simula cada uno de estos individuos mediante ABAQUS® y se extrae la evolución, a lo largo del tiempo, de las tensiones principales S11 según la dirección longitudinal de la chapa (dirección de laminado). Las tensiones S11 se obtienen de la zona *top* y *bottom* de una porción de la banda de $m \times n$ nodos tal y como se muestra en la *Figura 8-9*.

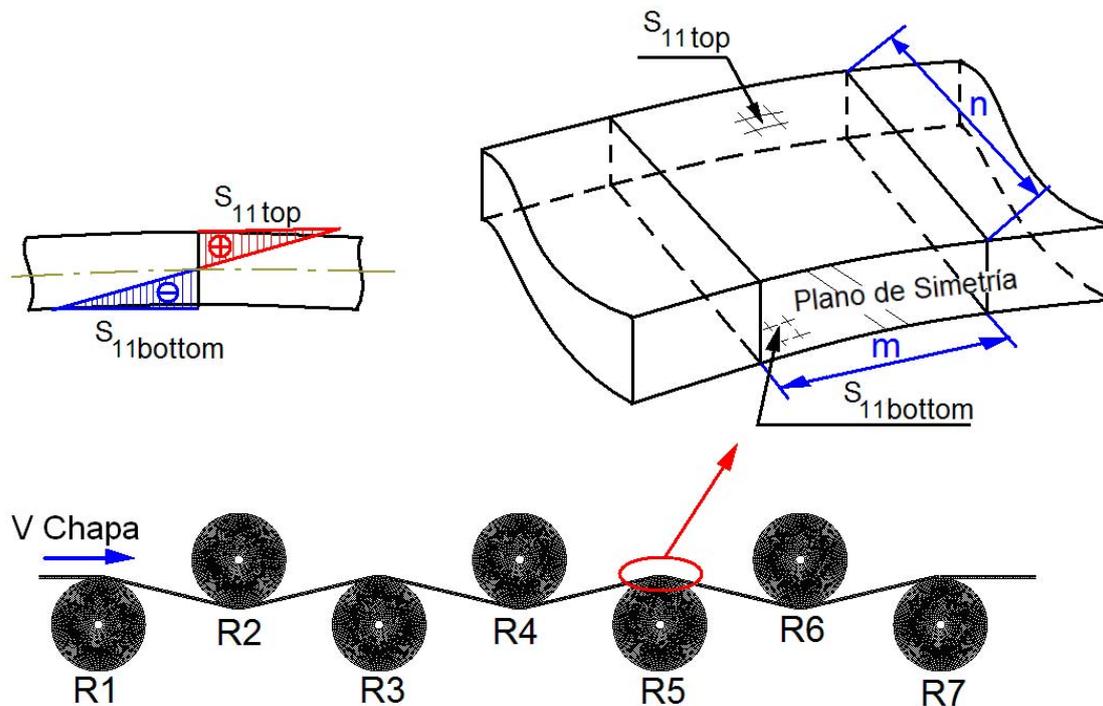


Figura 8-9. Modelo de elementos finitos del proceso de *Tension-Levelling*. Detalle de la porción de chapa de $m \times n$ considerada para el cálculo de los parámetros óptimos del proceso.

En las *Figura 8-10* y *Figura 8-11* se puede apreciar el estado tensional de la chapa a su paso por los rodillos del *Tension-Levelling*.

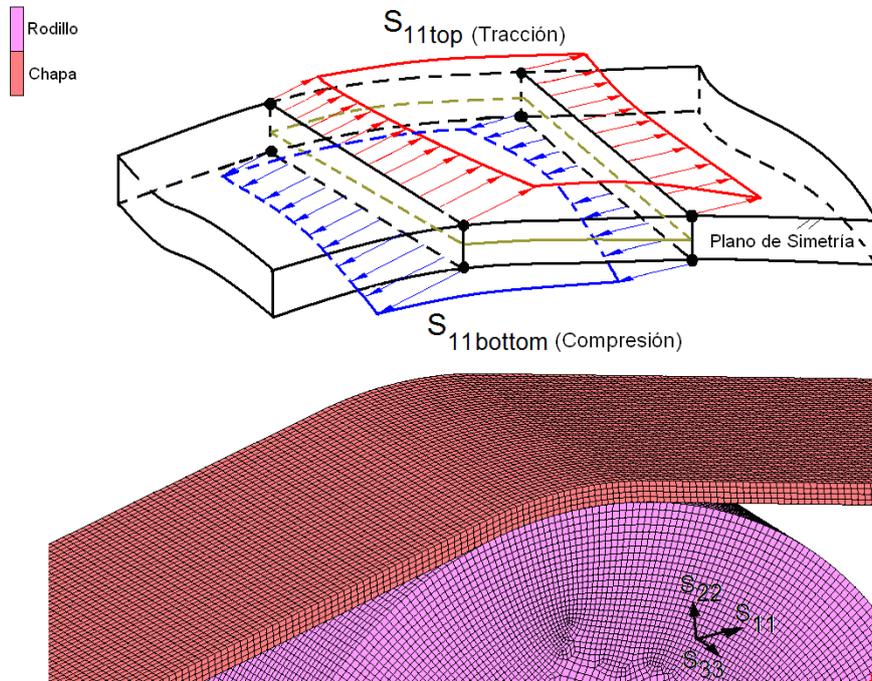


Figura 8-10. Detalle de S_{11Top} y $S_{11Bottom}$ para la porción de chapa de mxn a su paso por los rodillos 1, 3, 5 y 7

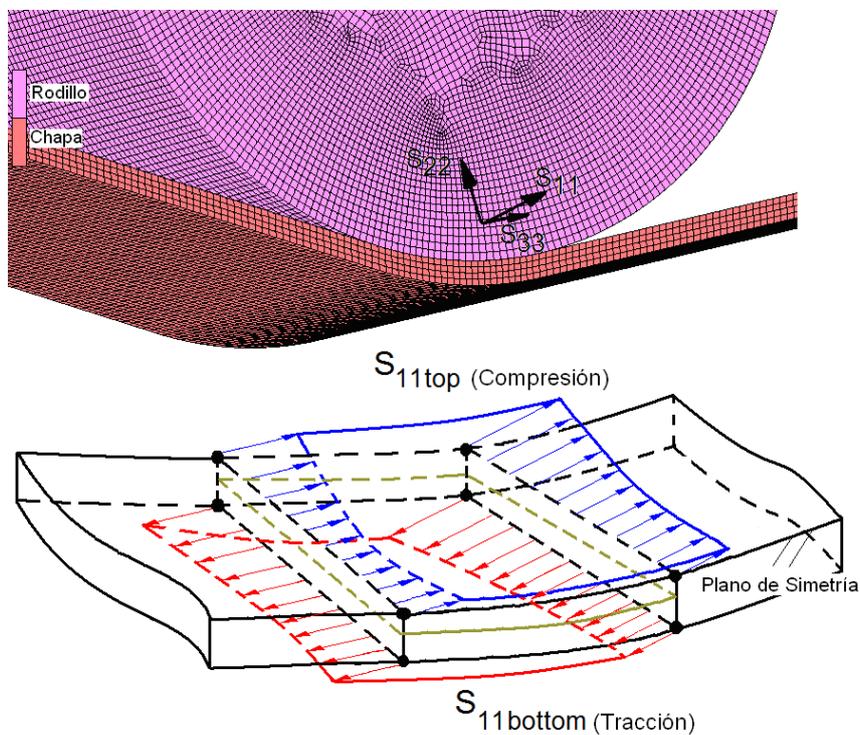


Figura 8-11. Detalle de S_{11Top} y $S_{11Bottom}$ para la porción de chapa de mxn a su paso por los rodillos 2, 4 y 6

La superficie se elige de manera que se asegure que pase por todos los rodillos una vez, alcanzado el régimen estacionario (velocidad constante de producción). Además, es importante asegurar que el proceso de deformación de la chapa se realiza convenientemente y que la distribución de tensiones a lo largo de la misma sea lo más homogénea posible.

Por ejemplo, en la *Figura 8-12* se puede observar la distribución de tensiones S_{11} de la zona *top* y *bottom* de un punto cualquiera de la chapa al pasar por el *Tension-Levelling* para dos velocidades de producción diferentes (100 y 200 mm/s). En la parte inferior de la figura se muestra en detalle las tensiones de ambas zonas en el 3° y 6° rodillo, para diferentes velocidades de producción. Un buen tratamiento debe generar una distribución de tensiones sobre la chapa lo más homogénea posible y, al finalizar, conseguir que las tensiones residuales sean lo más pequeñas y uniformes posibles pues son las causantes de los defectos de forma que aparecerán en la chapa al finalizar el proceso de *Tension-Levelling*. El objetivo final es determinar aquella solución que obtenga una chapa con las tensiones residuales más homogéneas y pequeñas posibles.

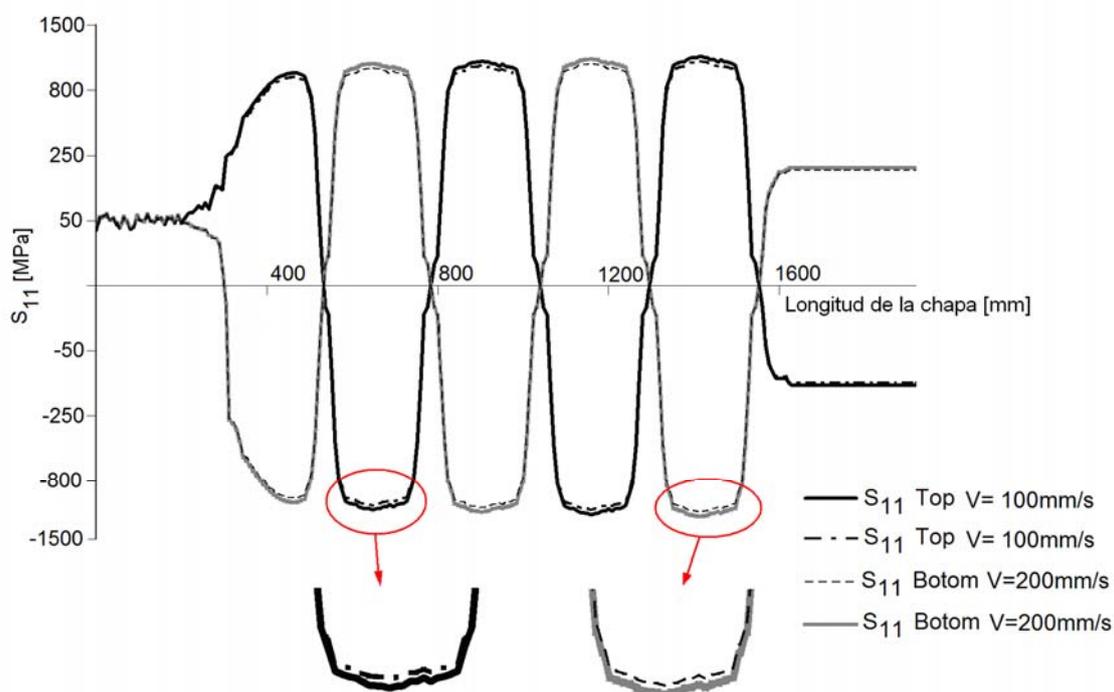


Figura 8-12. Evolución de la tensión S_{11} Top y Bottom para un punto cualquiera de la porción de chapa de $m \times n$, con *lengthwise tension* de 60MPa y velocidades de 100 y 200 mm/s respectivamente.

Por lo tanto, una vez simulado cada individuo, se calcula como error o función objetivo J la media de todas las tensiones residuales finales, en valor absoluto, de la zona *top* ($S11_{top}$) y la zona *bottom* ($S11_{bottom}$) de la porción de la chapa de $m \times n$ nodos. Es decir,

$$J = \frac{1}{2 \cdot m \cdot n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |S11_{top_{xy}}| + |S11_{bottom_{xy}}| \quad \text{ECUACIÓN 8-6}$$

Para extraer estas tensiones residuales, es preciso eliminar el pretensado y establecer un tiempo de relajación de la chapa al finalizar la simulación del *Tension-Levelling* para asegurarse de que se ha alcanzado el régimen estacionario del proceso.

Los mejores individuos serán aquellos que obtengan una función objetivo menor. Pero además, para que la solución sea considerada como válida, se establecen la siguiente restricción: que la media del valor absoluto de la diferencia entre las tensiones de la zona *top* ($S11_{top}$) y la zona *bottom* ($S11_{bottom}$) esté por debajo de un umbral γ . De esta forma, se asegura que la distribución de tensiones entre ambas zonas sea homogénea.

Es decir,

$$\frac{1}{m \cdot n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |S11_{top_{xy}} - S11_{bottom_{xy}}| < \gamma \quad \text{ECUACIÓN 8-7}$$

A partir de la primera generación o generación 0, se obtiene la siguiente generación (generación 1) empleando para ello cruces y mutaciones. La nueva generación está formada por:

- Un 25% de los mejores individuos de la anterior generación (padres de la nueva generación).
- Un 60% de individuos obtenidos por cruzamiento de los padres seleccionados. El proceso de cruzamiento se realiza mediante el cambio de varios dígitos de los cromosomas de las variables a modificar. Los cromosomas se constituyen con los dígitos de las variables eliminados los puntos decimales y unidos todos en un solo conjunto (*Figura 8-13*). La posición (*Pos*) y número (*L*) de los dígitos a cambiar se elige

aleatoriamente, oscilando el número de cambios entre 0 y 3. Por ejemplo, en la *Figura 8-13* se muestra como se crea un nuevo hijo intercambiando dos partes de los cromosomas de sus padres.

- El restante 15% es obtenido por mutación mediante la creación aleatoria de los cromosomas dentro de los rangos establecidos. El objetivo es buscar nuevas soluciones dentro de zonas no exploradas previamente.

Éste proceso es repetido durante varias generaciones hasta que se observa que el error o función objetivo J no disminuye significativamente.

Individual	σ_T	V	d
Padre 1	62.5	132.1	63.2
Padre 2	65.4	128.2	61.3

Padre 1: {62.5, 132.1, 63.2} ... Cromosoma = {6251321632}

Padre 2: {65.4, 128.2, 61.3} ... Cromosoma = {6541282613}

Pos=2 Pos=6
 ↓ L=2 ↓ L=3
 ↔ ↔

Padre 1: {6251321632}

Padre 2: {6541282613}

Hijo: {6241322612} = {62.4, 132.2, 61.2}

Figura 8-13. Ejemplo de cruce: Cambios en las posiciones 2 y 6 de los cromosomas, cambios de los dígitos 2 y 3 respectivamente.

8.5 RESULTADOS

8.5.1 RESULTADOS OBTENIDOS DEL MODELO DE ENDURECIMIENTO LINEAL Y NO LINEAL (CHABOCHE)

En la *Tabla 8-12* y *Tabla 8-13* se muestran los resultados de las variables ajustadas para la primera y última generación del ensayo de 5 ciclos de tracción-compresión. Además, se muestra el valor del error medio absoluto (MAE) y el tiempo de cálculo total necesario obtenido al final de cada generación.

Parámetro	Generación 0			Generación 4		
	Mejor Solución	MAE	Tiempo [min.]	Mejor Solución	MAE	Tiempo [min.]
σ^0 [MPa]	752.522			750.74		
σ [MPa]	1019.804			953.12		
ε^{pl}	0.00251	44.7	560	0.00192	40.35	2753
E [MPa]	210377			206445		
μ	0.281			0.31		

Tabla 8-12. Resultados de las simulaciones para un modelo cinemático lineal de 5 ciclos en la primera y última generación..

Parámetro	Generación 0			Generación 12		
	Mejor Solución	MAE	Tiempo [min.]	Mejor Solución	MAE	Tiempo [min.]
σ_1 [MPa]	699.74			680.26		
σ_2 [MPa]	974.82			903.21		
σ_3 [MPa]	1077.06			930.32		
σ_4 [MPa]	1178.48			1075.05		
σ_0 [MPa]	699.74	86.74	391	727.26	27.35	6571
Q_∞ [MPa]	-322.87			-252.76		
b	80.74			82.8		
E [MPa]	2066377.78			227544.28		
μ	0.341			0.35		

Tabla 8-13. Resultados de las simulaciones para un modelo no lineal isotrópico/cinemático (Chaboche) de 5 ciclos en la primera y última generación.

En la *Figura 8-14* se observa la evolución, en las 12 primeras generaciones, del error medio absoluto (MAE) del mejor individuo de cada generación tanto para los modelos de comportamiento cinemático lineal como no lineal isotrópico/cinemático (*Chaboche*) del material. Puede observarse cómo los modelos no lineales se ajustan mucho mejor que los modelos lineales a partir de la primera generación.

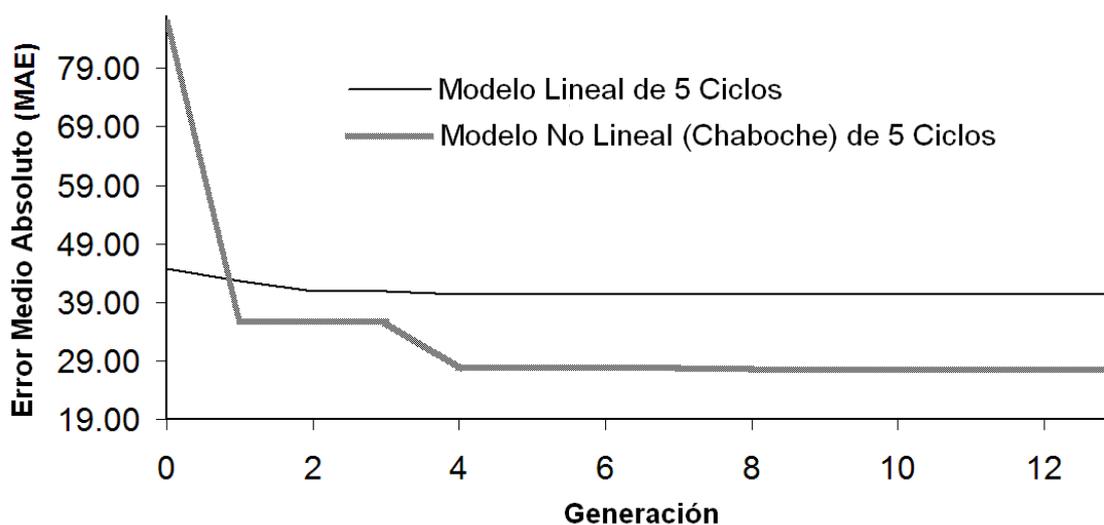


Figura 8-14. Evolución del MAE del mejor individuo de cada generación de los modelos cinemático lineal y no lineal isotrópico/cinemático (chaboche) de comportamiento cíclico del material.

Finalmente, se extrae la mejor solución de la 12^a generación que corresponde a un modelo de comportamiento no lineal isotrópico/cinemático (*Chaboche*) ajustado para 5 ciclos de *Tracción-Compresión* y un error MAE final de 27.35

8.5.2 RESULTADOS DEL AJUSTE DEL TENSION-LEVELLING

El proceso de ajuste del *Tension-Levelling* se realiza mediante la búsqueda, con GA dentro del rango de valores que muestra la *Tabla 8-11*. de los parámetros que permitan obtener una lámina de acero con un valor promedio de tensiones residuales (función objetivo *J*) lo más bajo posible cumpliéndose siempre que las restricciones preestablecidas para el proceso.

En la *Figura 8-15* se puede observar el valor que va tomando la función objetivo J de la mejor solución de cada generación. Aunque, a partir de la generación 8ª el valor de J no varía considerablemente, se decide seleccionar un individuo de la 10ª generación.

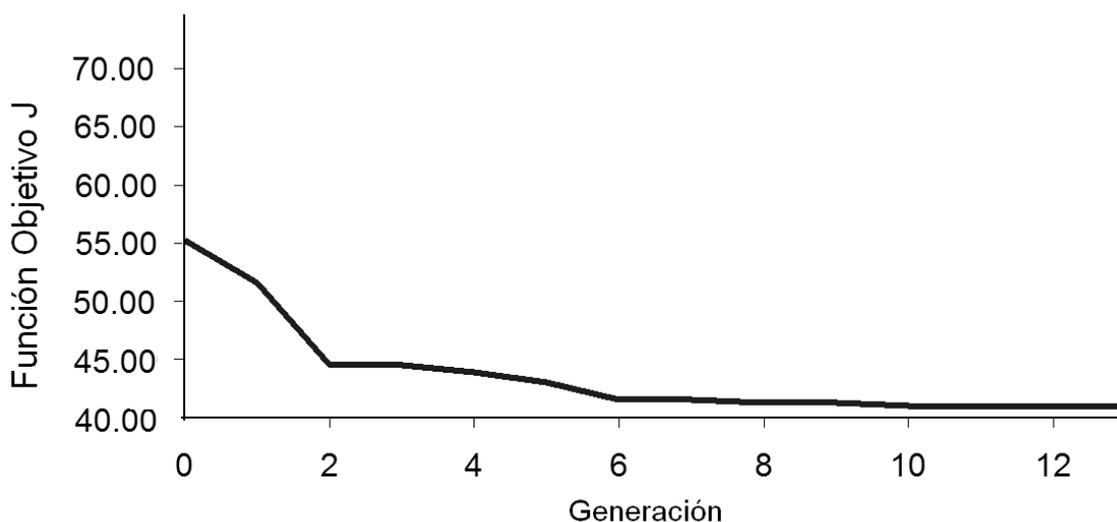


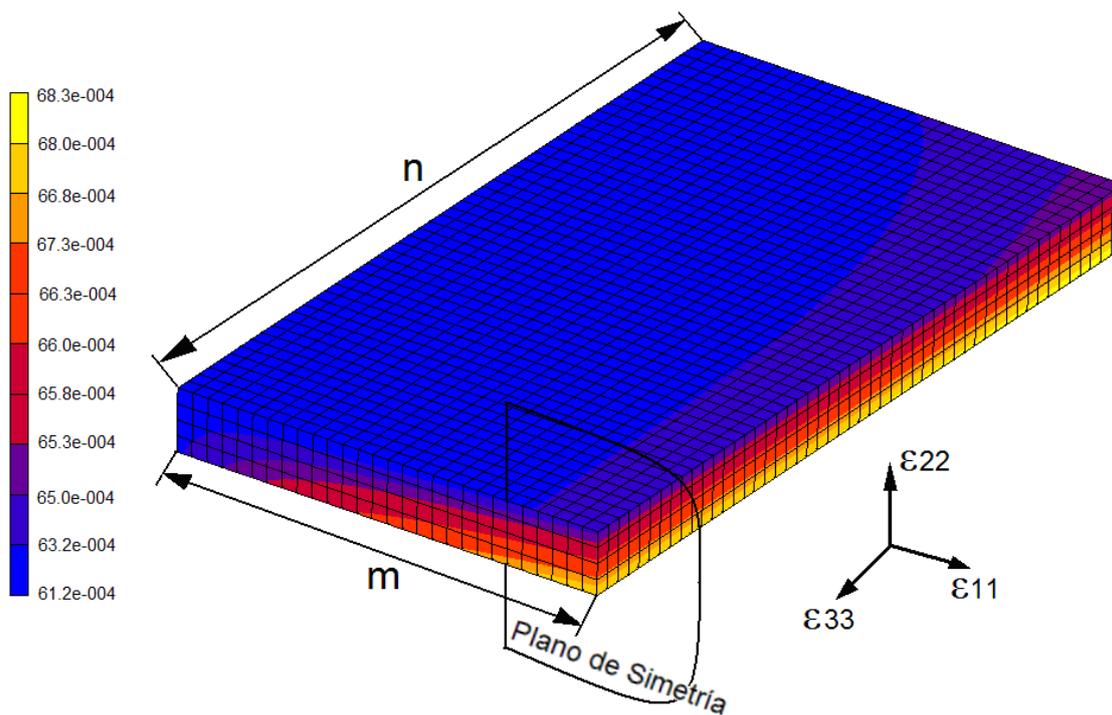
Figura 8-15. Evolución del valor de la función objetivo J del mejor modelo FE del Tension-Levelling para cada generación.

En la *Tabla 8-14* se presentan los 5 mejores individuos de la 10ª generación. En este caso, se elige el 2º individuo por tener una velocidad mayor de proceso aunque el error sea un poco mayor que el del primero.

Posición	σ_T [MPa]	V [MPa]	d [MPa]	J
1º	64.5	129.3	63.2	42.34
2º	68.4	132.1	62.3	42.42
3º	69.8	121.4	63.9	43.35
4º	62.3	123.2	64	43.48
5º	67.2	118.3	63.5	45.34

Tabla 8-14. Parámetros de los 5 mejores individuos de la 10ª generación..

En la *Figura 8-16* se muestra el valor, en tanto por uno, de las deformaciones que se originan en la porción de chapa de $m \times n$ una vez que ésta ha pasado por los 7 rodillos que forman el *Tension-Levelling*.



Deformación Total Dirección 11

Figura 8-16. Deformación de la porción de chapa de $m \times n$, en tanto por 1, en la dirección 11 una vez atravesada la totalidad de los rodillos del Tension-Levelling.

En este caso, se demuestra que el valor de la deformación calculado mediante FEM se aproxima a los valores teóricos calculados (*Tabla 8-9*).

Así mismo, en la *Figura 8-17* puede verse el valor de las tensiones residuales que aparecen en la porción de chapa de $m \times n$ una vez eliminado el pretensado (*Lengthwise tension*) (σ_t) y transcurrido el tiempo de relajación establecido. (*Flatness shape defects*). Se aprecia como el valor de ésta distribución de tensiones es bastante homogénea y regular por lo que no se espera que aparezcan defectos de forma como los mostrados en la *Figura 8-1*

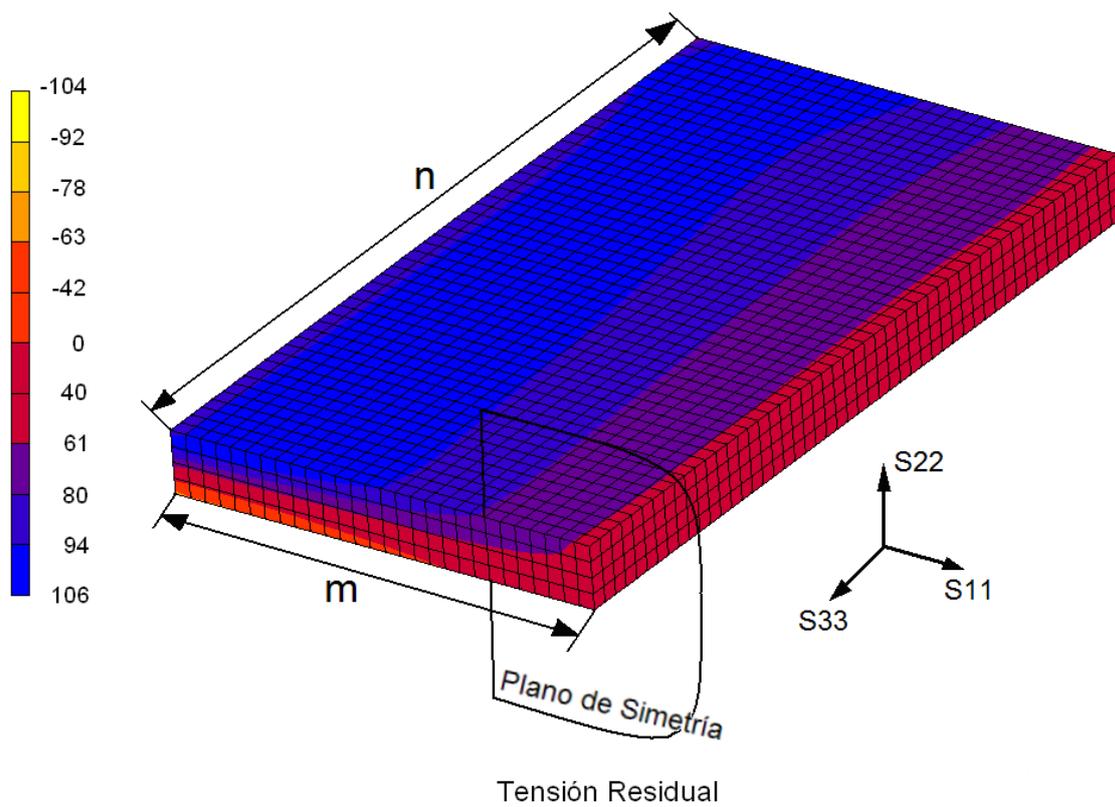


Figura 8-17. Distribución de las Tensiones residuales en la porción de chapa de $m \times n$ una vez finalizado el proceso.

8.6 CONCLUSIONES

El ajuste real del *Tension-Levelling* es un proceso que habitualmente se realiza manualmente a partir de algunos cálculos teóricos y según la experiencia de los operarios. Generalmente, es difícil de optimizar debido a la imposibilidad de medir muchos de los parámetros que influyen en el proceso como por ejemplo, las tensiones internas a las que se ve sometida la chapa. Además, este proceso de ajuste obliga a tener parado todo el proceso de *Tension-Levelling* suponiendo un grave inconveniente para toda la producción.

En el capítulo de esta tesis se muestra una metodología que hace uso de FEM y Algoritmos Genéticos (GA) para optimizar los parámetros del *Tension-Levelling* según el acero y espesor de la chapa a procesar.

En primer lugar, se realiza una búsqueda del modelo de comportamiento cíclico del material a utilizar dentro del software FEM lo más exacto posible al acero real de la banda que se va a procesar. La búsqueda se realiza mediante la simulación de unos ensayos cíclicos de tracción-compresión de un modelo FE de probeta similar a los ensayos de los test experimentales de ciclos de *Tracción-Compresión*. El número de ciclos se determina según los ciclos a los que se verá sometido el acero dentro del propio proceso de *Tension-Levelling* (dependiente del número de rodillos). La optimización del modelo de comportamiento cíclico se realiza con GA, de tal forma que los resultados de simulación del modelo FE de la probeta sean los más próximos a los obtenidos con test experimentales.

El segundo aspecto importante es el de validar el modelo FE del *Tension-Levelling*. En este caso, para cada solución estudiada, se plantean una serie de restricciones que verifiquen que el modelo se comporta exactamente igual al proceso real. Mediante GA se buscan los parámetros de ajuste del *Tension-Levelling* que producen una chapa con menores tensiones residuales y una mayor velocidad de proceso.

Como caso práctico, se muestra la metodología aplicada a un proceso real de ajuste de un *Tension-Levelling* para una banda de acero de alta resistencia (*high strength steel*) y dimensiones específicas. Mediante GA se determinan los mejores valores del desplazamiento de los rodillos (*Roll Penetration*) (d), la mayor velocidad de desplazamiento de la chapa (V) y la tensión longitudinal o pretensado de la misma (*Lengthwise Tension*) (σ).

CAPÍTULO 9: CONCLUSIONES

En esta tesis se muestra como el uso combinado del método de los elementos finitos (FEM) y de técnicas de minería de datos (DM) puede ser una buena estrategia para el modelizado y la optimización de sistemas mecánicos o procesos industriales altamente no lineales.

En los capítulos 5,6,7 y 8 se ha demostrado con una serie de casos prácticos altamente no lineales, como la combinación de técnicas FEM-DM son capaces de encontrar excelentes modelos de predicción, optimizar leyes de comportamiento de material o incluso optimizar un proceso industrial.

En los casos prácticos de búsqueda de modelos de predicción (como el del *Skin-Pass* y el rodamiento) se ha demostrado como mediante el uso combinado de herramientas de análisis de elementos finitos (FE) y técnicas de minería de datos (DM) es posible obtener modelos de predicción que pueden ser utilizados para un ajuste, en tiempo real y con mayor precisión, de las variables de ajuste en planta (*Skin-Pass*) o incluso poder utilizarse para el diseño y la optimización de sistemas mecánicos (rodamiento).

Así mismo, en los casos de búsqueda de la ley óptima de comportamiento de un material con plasticidad y con endurecimiento o ablandamiento cíclico (leyes de comportamiento lineal o no lineal) y en el de optimización del proceso (*Tension-Levelling*) se demuestra como esta combinación de técnicas puede ser utilizada como optimizador.

La metodología propuesta en esta tesis puede ser fácilmente aplicada a otro tipo de producto o proceso.

CAPÍTULO 10: DESARROLLOS FUTUROS

En esta tesis se han modelizado sistemas o procesos altamente no lineales mediante la combinación de técnicas como es el método de los elementos finitos (FEM) y la minería de datos (DM). A esta metodología se le ha denominado FEM-DM.

Mediante cuatro casos prácticos se ha demostrado que esta metodología puede ser una buena estrategia a la hora de modelizar sistemas altamente no lineales, en concreto cuando estas no linealidades son producidas por contactos, comportamiento elasto-plástico y ablandamiento cíclico del material.

En trabajos futuros, se podría ampliar el campo de utilización de ésta técnica en el modelizado de sistemas o procesos no lineales en los que la no linealidad viene definida por la propia geometría del problema. Este tipo de no linealidades se le conoce con el nombre de “no linealidades geométricas”, y pueden ser debidas a:

- Cargas descentradas
- Pandeos locales
- Grandes deformaciones, etc.

Una vez validada la metodología FEM-DM con este tipo de no linealidades, prácticamente quedarían cubiertas al 100% todos los sistemas o procesos con comportamientos altamente no lineales que se pueden encontrar en el mundo real.

Otra posibilidad para trabajos futuros puede ser el de la combinación de técnicas distintas al método de los elementos finitos con técnicas de minería de datos (FEM-DM) para la resolución de sistemas o procesos altamente no lineales, como por ejemplo, combinar el método de los volúmenes finitos utilizado en la mecánica de fluidos computacional (CFD) con la minería de datos (DM). La metodología de ésta hipotética combinación de técnicas (CFD-DM) sería muy similar a la planteada en esta tesis y resolvería problemas fluido-mecánicos que no pueden ser resueltos con el método de los elementos finitos.

Existe otro tipo de problemas de mayor complejidad de modelizado, como son los problemas multifísicos, en los que es necesario la utilización de una combinación de técnicas CFD-FEM para su resolución (los conocidos problemas de aeroelasticidad). En este tipo de problemas, las propias deformaciones y desplazamientos sufridos por el modelo FE cambian

enormemente las condiciones de contorno del problema global, teniéndose de nuevo que volver a replantear el problema FEM en cada una de las iteraciones. Por este motivo, los problemas multifísicos (con la combinación de CFD-FEM) son problemas de difícil solución y además presentan un comportamiento altamente no lineal ya que existe el acople de varios campos. Un claro ejemplo de este tipo de problemas podría ser el diseño del alerón de un vehículo deportivo.

Debido a la dificultad de obtener una solución convergente del problema CFD-FEM y a la alta no linealidad que presenta esta solución, es un problema en el que se podría plantear una combinación de técnicas tipo CFD-FEM-DM.

CAPÍTULO 11: BIBLIOGRAFÍA

- Aha, D. and Kibler, D. (1991). Instance-based learning algorithms. *Machine Learning*, 6, 37-66.
- Álvarez-de-Sotomayor, A. and Herrera, E. J. (1994). Permanent elimination of the yield-point phenomenon in AISI 430 stainless steel by Skin-Pass rolling. *Journal of Materials Science*, 29, 5833-5838.
- Badiola, V., Pintor, J.M. and Gainza, G. (2003). Análisis modal teórico experimental del conjunto carcasa y rodadura del eje motriz de un vehículo industrial. *Actas del VI Congreso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica (CIBEM6)*, Coimbra, Portugal.
- Barai, S.V. and Pandey, P.C. (1995). Performance of the Generalized Delta Rule in Structural Damage Detection. *Engineering applications of artificial intelligence* 8 (2), 211-221.
- Benyabovskii, M.A. and Butylkina, L. I. (1965). Efficient conditions for temper rolling of sheet. *Metallurgist*, 9, 279.
- Bishop, C.M. (1995). Neural networks for pattern recognition. *Oxford University Press*, Oxford.
- Bland, D. R. and Ford, H. (1948). The calculation of roll force and roll torque in cold strip rolling with tensions. *Proc. Institute of Mechanical Engineers*, 159, 144-153.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. and Stone, C. (1984). Classification and regression trees, Wadsworth, Belmont, California.
- Budnikov, V. I., Dubinskii, B. E., Kalinin, L. V., Bogatyrev, V. M., Zakarlyuka, S. V. and Emchenko, A. V. (1987). Effect of temper-rolling in rough rolls on the commercial properties of galvanized strip. *Metallurgist*, 31, 27-29.
- Chaboche, J.L. (1986). Time-independent constitutive theories for cyclic plasticity. *Int. J. Plast.* 2 (2), 149-188.
- Crawford, S.L. (1989). Extensions to the CART algorithm. *International Journal of Man-Machine Studies* 31, 197-217.
- Dauda, Y., Lucas, M. and Huangb, Z. (2007). Modelling the effects of superimposed ultrasonic vibrations on tension and compression tests of aluminium. *J. Mater. Process. Tech.* 186, 179-190.
- Duijvendijk, M. Van., Kalverboer, A. and Gruiter, T.J.D. de. (2006). Benchmark of Bolted Bearing Connection Models in Wind Turbines. *Mecal Applied Mechanics BV. European Wind Energy Conferences & Exhibitions*, Athens.
- Fedele, R., Filippini, M. and Maier, G. (2005). Constitutive model calibration for railway wheel steel through tension-torsion tests. *Comp. Struct.* 83, 1005-1020.
- Franulovic, M., Basan, R. and Prebil, I. (2009). Genetic algorithm in material model parameters' identification for low-cycle fatigue. *Comp. Mat. Sci.* 45 505-510.

- Friedman, J.H. (1991). Multivariate adaptive regression splines. *Annals of Statistics*, 19, 1-141.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search. *Optimization and machine learning*, Boston, MA, Kluwer Academic Publishers.
- Gudur, P.P. and Dixit, U.S. (2008). A neural network-assisted finite element analysis of cold flat rolling. *Engineering applications of artificial intelligence* 21, 43-52.
- Haykin, S. (1999). *Neural networks, a comprehensive foundation (2nd ed.)*. New Jersey: Prentice Hall.
- Han, J. and Kamber, M. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques, Second ed. *The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems*, San Diego.
- Hoon, H., Hyoung, L., Sang, P., Geun, K. and Sung, N. (2001) Mat. Proc. Tech., 113, 714-719.
- Hitchcock, J.H. (1935). Roll neck bearings. *ASME Research Publication*.
- Jing-na, S., Hua-gui, H., Feng-shan, D. and Xue-tong, L. (2009). Nonlinear finite element analysis of thin strip temper rolling process. *Journal of iron and steel research*, 16(4), 27-32.
- Jia, L., Li, E. and Yu, J. (2003). Designing neurofuzzy system based on ICART algorithm and its application for modeling jet fuel endpoint of hydrocracking process. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16, 11–19.
- Kainz, A., Krimpelstätter, K. and Zeman, K. (2003). FE-simulation of thin strip and temper rolling processes. In *ABAQUS Austria Users' Conference November* (pp. 24-25). Vienna.
- Krimpelstätter, K., Hohenbichler, G., Finstermann, G., and Zeman, K. (2007). New non-circular arc skin pass model. *Ironmaking and steelmaking*, 34(4), 295-302.
- Kudin, D. P., Tselovalnikov, V. M., Ksenzuk, F. A., and Kokin, N. M. (1971). Influence of the rate of Skin-Pass rolling and tension on the amount of deformation. *Metallurgist*, 15, 817-818.
- Kulkarnia, S.C., Desaia, Y.M., Kanta, T., Reddyb, G.R., Prasadb, P. , Vazeb, K.K. and Gupta, C. (2004). Uniaxial and biaxial ratchetting in piping materials experiments and analysis. *Int. J. Pressure Vessels and Piping* 81, 609–617.
- Linares, O. (2005). Generalidades de la Tribología, Fundamentos de la Lubricación, Fricción y el Desgaste, Parte 2, Bolivia.
- Lin, Y., and Lo, S. (2005). Modeling of chemical mechanical polishing process using FEM and abductive network, *Engineering applications of artificial intelligence* 18, 373-381.
- Li, G., and Kobayashi, S. (1982). Rigid-Plastic Finite-Element Analysis of Plane Strain Rolling. *Eng. Ind. ASME*, 104, 55-64.

- Liu, C., Hartley, P., Sturgess, C. E. N. and Rowe, G. W. (1985). Elastic-Plastic finite element modeling of cold rolling of strip. *International Journal of Mechanical Sciences*, 27, 531-541.
- Maciejewski, J. and Mróz, Z. (2008). An upper-bound analysis of axisymmetric extrusion assisted by cyclic torsion. *J. Mater. Process. Tech.* 206, 333–344.
- Martínez-De-Pisón F. J., Alba-Elías F., Castejón-Limas M. and González-Rodríguez J. A. Improvement and optimisation of hot dip galvanising line using neural networks and genetic algorithms. *Ironmaking Steelmaking*, 2006, 33, 344-352.
- Martins, J. A. C., and Oden, J.T. (1987). Existence and uniqueness results for dynamic contact problems with nonlinear normal and friction interface laws. *Non-linear Analysis*, 11, 407-428.
- Mitchell, M. (1996). An introduction to genetic algorithms. Cambridge, MIT Press.
- Mori, K., Oskada, K., and Oda, T. (1982). Simulation of plane strain rolling by rigid plastic finite element method. *International Journal of Mechanical Sciences*, 24, 519-527.
- Morris, J. W. , Hardy, S. J. and Thomas, J. T. (2001). Effects of tension levelling process parameters on cold rolled strip characteristics using designed factorial analysis approach. *Ironmaking Steelmaking*, 28, 44-52.
- Orowan, E. (1943). The calculation of roll pressure in hot and cold flat Rolling. *Proceedings of the Institute of Mechanical Engineers*, 150, 140-167.
- Ortega-Fernández, F., (2003). Data based modelling for prediction and control of internal cleanliness in steel strips, *Materials Science Forum* 426-432 (5), 3897-3902.
- Pedersen, T., (2000). Numerical studies of low cycle fatigue in forward extrusion dies. *J. Mater. Process. Tech.* 105, 359–370.
- Pernía A., Martínez-de-Pisón F. J., Ordieres J., Alba F. and Blanco J. Fine Tung straightenig process using genetic algorithms and finite element methods. *Ironmaking Ssteelmaking*, (2009).
- Portnoy, S. and Koenker, R. (1997). The Gaussian hare and the Laplacian tortoise. *Statistical Science*, 12, 279–300.
- Quinlan, J. R. (1992). Learning with continuous classes. *Proceedings of the Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*. World Scientific, 343–348.
- Quinlan, J.R. (1986). Induction of Decision Trees, *Machine Learning* 1, (1), 81-106.
- Ramberg, W. and Osgood, W. R. (1943). Description of stress-strain curves by three parameters. *National Advisory Committee For Aeronautics*, Technical Note 902.
- Roberts, W. L. (1965). A simplified cold rolling model. *Iron and steel engineer*, 42, 75-87.

- Sheppard T. and Roberts J. M. On the mechanics of the tension levelling process. *Journal of the Institute of Metals*, (1971), 99, 293-301
- Siebel E. and Lueg, W. (1933). Untersuchungen über die spannungsverteilung im walzspalt. *Mitteilungen aus dem Kaiser Wilhelm Institut für Eisenforschung*, 15(1), 1-14.
- Schleinzer, G. and Fischer, F.D. (2001). Residual stress formation during the roller straightening of railway rails. *Int. J. Mech. Sci.* 43 (10), 2281-2295.
- Shigley, J.E., Mischke, Ch.R. and Budynas, R. G. (2004). *Mechanical Engineering Design*, Seventh ed. Mc. Graw Hill., New York.
- Shen, Y., Chandrashekhara, K., Breig, W.F. and Oliver, L.R. (2005). Finite element analysis of V-ribbed belts using neural network based hyperelastic material model, *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 40, 875-890.
- Strand, H. (2007). Journal bearing housing design – A statistical study with FEM, *Tribology International* 40, 665-671.
- Tamano, T. (1976). Finite Element Analysis of Steady Flow in Metal Processing. *Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan*, 16, 92-97.
- Von Karman, T. (1925). On the theory of rolling. *Journal for Applied Mathematics and Mechanics*, 5, 139-141.
- Wang, Y. and Witten, I. H. (1997). Induction of model trees for predicting continuous classes. 9th European Conference on Machine Learning.
- Witten, I.H. and Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, 2nd Edition. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Zhang, X., Kneupner, K. and Kuhlenkötter, B. (2006). A new force distribution calculation model for high-quality production processes. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 27, 726–732.
- Zhang, X.P., Ahmed, H. and Yao, Z. (2003). Multi-body contact modeling and statistical experimental validation for hub-bearing unit. *Tribology International* 36, 505–510.
- Ziegler, H. (1959). A modification of Prager's hardening rule. *Quart. Appl. Math* 17, 55–65.