



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**MODELO MEDIANTE LÓGICA DIFUSA QUE REPRESENTA EL
COMPORTAMIENTO DE BARRAS DE CuZnAl**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

GUILLERMO OCTAVIO ASTORGA FAÚNDEZ

PROFESOR GUÍA:
MARÍA OFELIA MORONI YADLIN

MIEMBROS INTEGRANTES DE LA COMISIÓN:
MAURICIO SARRAZÍN ARELLANO
RICARDO HERRERA MARDONES

SANTIAGO DE CHILE
ENERO 2009

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA
OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO
CIVIL
POR: GUILLERMO ASTORGA F.
FECHA: 15/01/09
PROF. GUÍA: SRA. MARIA OFELIA M.

MODELO MEDIANTE LOGICA DIFUSA QUE REPRESENTA EL COMPORTAMIENTO DE BARRAS DE CuZnAl

El objetivo general de presente trabajo de título es modelar por medio de lógica difusa el comportamiento de barras de CuZnAl ensayadas a tracción dinámica, usando sistemas de inferencia difusa, basados en redes adaptables, implementado dentro de las herramientas de MATLAB.

Para alcanzar el objetivo planteado se trabajó con dos set de datos distintos, los cuales fueron obtenidos de ensayos dinámicos a tracción realizados a dos tipos distintos de barras (laminadas y extruidas). Las barras provienen de la misma colada pero el proceso de preparación de las probetas fue distinto. Los ensayos se realizaron variando distintos parámetros que influyen en el comportamiento dinámico de las barras. Para el caso de las barras laminadas se varió la deformación máxima, diámetro de la probeta y la frecuencia de ensayo. En el caso de las barras extruidas, los parámetros que se variaron fueron: La temperatura ambiente, frecuencia de ensayo y el número de ciclos.

Estos dos tipos de barras se comportaron de manera distintas en los ensayos de laboratorio, por lo que se plantearon dos modelos difusos distintos.

Como son muchas las variables que influyen en un modelo difuso, se realizó un análisis de sensibilidad en donde se determinó la influencia que tienen algunas variables en la obtención de un buen modelo difuso. Identificadas las variables y parámetros que más influyen y que determinan un buen modelo difuso se pudo obtener un modelo para cada tipo de barra.

El principal resultado del análisis de sensibilidad fue que la frecuencia de ensayo no influyó en la realización de un buen modelo difuso, es importante considerar datos de chequeo que sean representativos del fenómeno que se está estudiando, una buena medida es considerar datos intermedios de los datos de entrenamiento.

Finalmente, la principal conclusión del trabajo de título es que para generar un buen modelo difuso que represente el comportamiento de algún fenómeno, es necesario contar con una importante cantidad de datos y que estos deben ser representativos del fenómeno estudiado. Además, la mejor forma de generar un buen modelo es únicamente con muchos ensayos de prueba y error.

ÍNDICE GENERAL

1 INTRODUCCIÓN.....	- 1 -
1.1 Introducción	- 1 -
1.2 Objetivos	- 2 -
1.2.1 Objetivos generales.....	- 2 -
1.2.2 Objetivos específicos	- 2 -
1.3 Aleaciones con memoria de forma.....	- 3 -
1.3.1 Efecto de memoria de forma (SME).....	- 4 -
1.3.2 Superelasticidad (SE).....	- 5 -
2 CARACTERIZACIÓN EXPERIMENTAL DE BARRAS DE CuZnAl	- 6 -
2.1 Saavedra (2007) [1].	- 6 -
2.1.1 Caracterización del material.....	- 6 -
2.1.2 Laminación, fabricación y ensayos mecánicos de probetas.....	- 8 -
2.1.3 Ensayos de compresión estática.....	- 9 -
2.1.4 Ensayos de tracción dinámica.....	- 10 -
2.1.4.1 Ensayos a Rotura	- 11 -
2.1.4.2 Ensayos dinámicos: Deformaciones crecientes.....	- 12 -
2.1.4.3 Ensayos dinámicos: Deformación reiterada.....	- 13 -
2.2 Vera 2007 [2].	- 14 -
2.2.1 Extrusión de barras.	- 15 -
2.2.2 Ensayos de tracción estática.....	- 15 -
2.2.3 Ensayos de tracción dinámicos.	- 16 -
2.2.3.1 Ensayos de tracción dinámica con deformación máxima controlada.....	- 16 -

2.2.3.2	Ensayos de tracción dinámica con frecuencia de ciclos controlada.	- 17 -
2.2.3.3	Ensayos de tracción dinámica con número de ciclos controlados.	- 18 -
2.3	Comentarios.....	- 19 -
3	LÓGICA DIFUSA	- 20 -
3.1	Introducción [6]	- 20 -
3.2	Conjuntos difusos.....	- 21 -
3.2.1	Operadores difusos	- 22 -
3.2.2	Reglas difusas	- 22 -
3.3	Sistemas de inferencia difusos (FIS).....	- 23 -
3.4	Sistema de inferencia adaptable neuro-difuso (ANFIS)	- 24 -
3.5	ANFIS en MATLAB	- 25 -
3.5.1	Limitaciones de la función anfis.....	- 26 -
3.5.2	Sistema de inferencia difuso del tipo Sugeno.....	- 26 -
3.6	Estudios realizados por autores anteriores	- 28 -
3.6.1	Ozbulut y otros (2007) [3].	- 28 -
3.6.1.1	Caracterización del material	- 28 -
3.6.1.2	Ensayos de laboratorio.	- 29 -
3.6.1.3	Modelo difuso de los alambres de SMA.	- 31 -
3.6.1.4	Análisis dinámico de marco de tres pisos.	- 31 -
3.6.2	Escandar (2007) [5].	- 33 -
3.6.2.1	Dispositivo de Ensayo.....	- 33 -
3.6.2.2	Caracterización del material	- 33 -
3.6.2.3	Ensayos de laboratorio.	- 34 -

3.6.2.4	Modelo difuso del Material de Goma	- 35 -
4	MODELO DIFUSO DEL COMPORTAMIENTO DE BARRAS DE CuZnAl ENSAYADAS A TRACCIÓN...	- 36 -
4.1	Introducción	- 36 -
4.2	Selección de datos.....	- 37 -
4.2.1	Selección de datos de entrenamiento de FIS I de barras laminadas.....	- 37 -
4.2.2	Selección de datos de entrenamiento de FIS II de barras Extruidas.....	- 42 -
4.3	Análisis de sensibilidad.....	- 45 -
4.3.1	Análisis de sensibilidad de los datos de entrenamiento.....	- 46 -
4.3.1.1	Deformación como única variable de entrada.....	- 47 -
4.3.1.2	Deformación y Tasa de deformación como input.....	- 48 -
4.3.1.3	Deformación, Tasa de deformación y Deformación máxima como input.....	- 48 -
4.3.1.4	Inclusión del diámetro de la probeta y la frecuencia de ensayo.....	- 51 -
4.3.2	Análisis de sensibilidad de los datos de chequeo.....	- 52 -
4.3.3	Efecto de modificar los parámetros de iteración del modelo difuso.....	- 54 -
4.3.4	Comentarios.....	- 57 -
4.4	FIS I, Modelo difuso de barras laminadas ensayadas a tracción dinámica.....	- 57 -
4.4.1	Parámetros de FIS I.....	- 58 -
4.4.2	Resultados de FIS I.....	- 59 -
4.4.3	Validación de FIS I.....	- 63 -
4.5	FIS II, Modelo difuso de barras Extruidas ensayadas a tracción dinámica.....	- 65 -
4.5.1	Parámetros de FIS II.....	- 66 -
4.5.2	Resultados de FIS II.....	- 66 -
4.5.3	Validación de FIS II.....	- 69 -

5 CONCLUSIONES	- 71 -
5.1 Limitaciones y recomendaciones.	- 72 -
6 BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS	- 73 -
ANEXO A. Gráficos.	- 74 -
ANEXO B. Tablas de ensayos experimentales.	- 77 -

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Introducción

Los disipadores sísmicos en Chile y en el mundo tienen gran importancia, ya que permiten confinar el comportamiento no lineal de las estructuras a puntos específicos; actúan como verdaderos fusibles fallando antes que las estructuras, conservando así la integridad de éstas. Existen distintos materiales que pueden disipar energía, entre los cuales se encuentran aleaciones metálicas que se deforman más allá del límite elástico quedando sin deformaciones remanentes, las cuales se denominan aleaciones con memoria de forma (SMA).

Los SMA tienen distintas propiedades que los hacen un material único, dentro de las cuales se pueden mencionar: efecto de memoria de forma y superelasticidad. Estos peculiares efectos están relacionados con las transformaciones entre una fase a baja temperatura (martensita) y una fase a una mayor temperatura (austenita). El efecto de memoria de forma ocurre cuando el material queda con deformaciones remanentes en su estado de martensita, y puede recuperar su forma no deformada después de un tratamiento térmico a cierta temperatura. El efecto superelástico ocurre cuando, luego de aplicado cierto nivel de esfuerzo, el material en el estado austenita se transforma a martensita. Como el material no es estable en el estado de martensita, luego de la descarga se vuelve al estado de austenita y recupera completamente la forma produciéndose un ciclo de histéresis.

Saavedra (2005) y Vera (2007) han caracterizado por medio de ensayos de laboratorio de tracción el comportamiento de barras de CuZnAl utilizando barras laminadas y extruidas respectivamente. Saavedra realizó ensayos a tracción en los cuales utilizó como variables: diámetro de las probetas, deformaciones máximas impuestas y frecuencia de los ciclos de carga y descarga. Vera, por otro lado, realizó ensayos a tracción variando la temperatura ambiente, la frecuencia de los ciclos carga-descarga y las amplitudes máximas de deformación. El comportamiento de las probetas resultó ser no lineal, por lo cual es difícil reproducir por medio de una simple regresión lineal o cuadrática, su relación carga-deformación.

Para representar dichas curvas y tener un modelo predictivo del comportamiento de las barras estudiadas en los trabajos antes mencionados, se utilizaron dos sistemas de inferencia difusos (FIS) los cuales utilizan la teoría de la lógica difusa [6]. La lógica difusa es una técnica

de inteligencia computacional que permite trabajar información con alto grado de imprecisión, en esto se diferencia de la lógica convencional que trabaja con información bien definida y precisa. La forma de trabajar es mediante sistemas de inferencia "enseñanza", los cuales necesitan una base de datos con variables (para el presente trabajo, deformación máxima, diámetro de barras o cambio de temperatura) que permitan generar un conjunto de reglas de pertenencia, las cuales a su vez al relacionarse entre sí generan un "output" que en este caso fue la tensión de las barras.

Existen distintos tipos de sistemas difusos, para efecto del presente trabajo se utilizó el tipo Takagi-Sugeno que viene incorporado en MATLAB [6]. La típica regla de un modelo Sugeno es: Distintos parámetros de entrada (Antecedentes) → Solo un parámetro de salida (Consecuente).

Para utilizar dicho sistema es necesario tener una base de datos de ensayos experimentales, la cual se utiliza para entrenar, chequear y validar el modelo que represente el comportamiento de las barras de CuZnAl. Para ello, se tomaron los datos experimentales obtenidos por Saavedra (2005) y Vera (2007).

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos generales

Modelar por medio de lógica difusa el comportamiento de barras de CuZnAl usando sistemas de inferencia difusa, basados en redes adaptables, implementado dentro de las herramientas de MATLAB a través de la rutina ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).

1.2.2 Objetivos específicos

- Proponer en MATLAB un modelo que reproduzca datos experimentales de ensayos de barras a tracción de CuZnAl.
- Identificar las variables que más influyen en el comportamiento y en la capacidad de disipar energía de un material CuZnAl.

1.3 Aleaciones con memoria de forma.

Las aleaciones con memoria de forma, o "Shape Memory Alloys" (SMA) son aleaciones metálicas que después de una deformación aparentemente plástica, vuelven a su forma original después de un calentamiento a alta temperatura, efecto llamado "de memoria de forma". Estos mismos materiales, dentro de un determinado rango de temperaturas, pueden tener grandes deformaciones (hasta 8%) volviendo a su forma original después de ser descargados, generando ciclos de histéresis y, en consecuencia, disipar energía, fenómeno llamado "Superelasticidad".

Tales comportamientos se deben a los cambios en las características cristalográficas que pueden ocurrir en la aleación. El cristal puede estar en dos distintas fases, en fase austenita o en otra llamada martensita. La fase austenita, o fase β , tiene una alta simetría y es estable a altas temperaturas y a bajos niveles de tensión. La fase martensita, o fase α , es usualmente la fase estable a bajas temperaturas y altos niveles de tensión. Presenta una baja simetría y su ordenamiento depende del tipo de austenita de donde proviene. Una característica particular y que ayuda mucho a su identificación es la forma de agujas que presenta en metalografías.

En ausencia de tensiones, la cantidad de cristales en fases α y β depende de la temperatura ambiente. La Figura 1.1 muestra el ciclo de temperaturas típico de un material SMA. M_s y M_f corresponden a las temperaturas de inicio y términos de la transformación martensítica respectivamente, A_s y A_f , temperaturas de inicio y de fin de la transformación austenítica. Por lo tanto, es posible calentar un material que se encuentre 100% en martensita y obtener 100% de austenita.

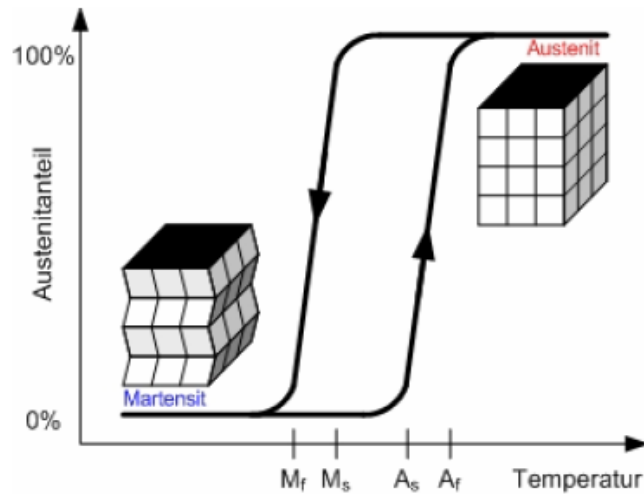


Figura 1.1: Ciclo de temperaturas típico de un material SMA.[6]

1.3.1 Efecto de memoria de forma (SME).

El efecto de memoria de forma se puede explicar en dos etapas. La primera ocurre cuando se aplica una carga a una temperatura ambiente menor que M_f , la carga aplicada es suficientemente grande como para llevar al material a un estado plastificado produciendo dislocaciones en la microestructura de la aleación quedando así con deformaciones remanentes. La segunda etapa, de recuperación, se explica producto de que, al ser la martensita una fase menos simétrica que su fase madre (austenita), es posible obtener de muchas formas martensita a partir de austenita, pero existe un solo camino para volver al estado austenita. La consecuencia del fenómeno antes descrito es que si se calienta el material estando con deformaciones remanentes mas allá de la temperatura A_f , es posible recuperar la forma austenita reordenando la estructura microscópica de la aleación, recuperando así su estado no deformado quedando listo para un nuevo ciclo de carga.

La Figura 1.2 ilustra esquemáticamente el efecto SME en donde inicialmente el material es traccionado hasta la plastificación, luego es descargado quedando con deformaciones remanentes, y finalmente, con la aplicación de calor se llevan las deformaciones a cero.

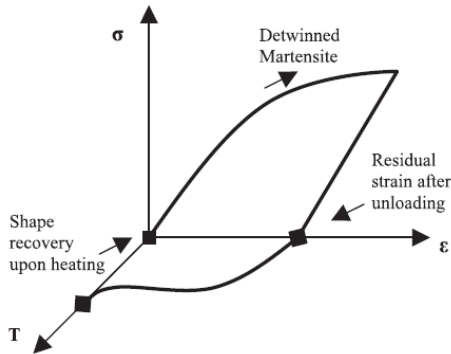


Figura 1.2: Etapas de carga, descarga y recuperación de las SMA con aplicación de calor.[3]

1.3.2 Superelasticidad (SE).

El efecto de memoria de forma (SME) descrito en 1.3.1 muestra que el efecto es tanto térmico como mecánico. El efecto superelástico es otro tipo de memoria de forma, el cual es independiente de la temperatura. La superelasticidad de un material ocurre cuando éste se encuentra a una temperatura mayor que A_f , es decir, cuando existe 100% austenita. A estos niveles de temperatura el estado austenita es estable a bajas deformaciones. Si se aplica una carga induciendo grandes deformaciones sobre el material, la microestructura se acomoda hasta llegar a una fase que es más estable a grandes tensiones (fase martensita). Luego, si el material es descargado, se producirá el efecto de memoria de forma, debido al hecho que la martensita es inestable a temperaturas superiores a A_f , y en consecuencia, el material recuperará su estado estable (austenita) quedando sin deformaciones remanentes y generando ciclos de histéresis, que se reflejan en una disipación importante de energía. Este comportamiento se ilustra en la Figura 1.3.

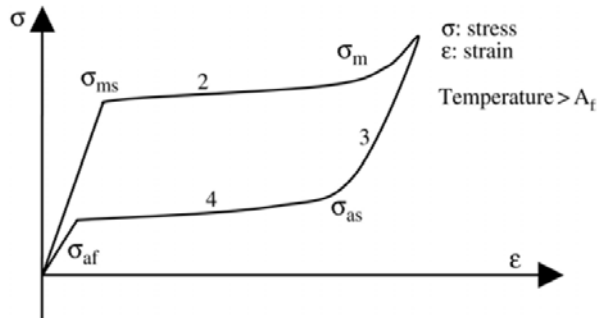


Figura 1.3: Curva tensión deformación típico de un material superelástico.[6]

2 CARACTERIZACIÓN EXPERIMENTAL DE BARRAS DE CuZnAl

2.1 Saavedra (2007) [1].

Caracterizó el comportamiento de barras laminadas de CuZnAl de una composición química desarrollada en el Centro Atómico de Bariloche (CAB), fundido en instalaciones de la Universidad de Santiago de Chile (USACH). La caracterización del material consistió en dos etapas. Primero, se caracterizaron las propiedades químicas de la aleación, y posteriormente se caracterizó el comportamiento mecánico de barras de distinto diámetro.

2.1.1 Caracterización del material.

Para comprobar si la composición química del lingote desarrollado en la USACH correspondía efectivamente a la composición estudiada en el CAB, se bombardeó con electrones sobre la superficie de la aleación. Los valores se acercaron al objetivo, pero no fueron exactos a los buscados.

Tabla 2.1: Composición química de aleación desarrollada en la USACH.[1]

Aleación	Cu [%p]	Zn [%p]	Al [%p]
Nominal Bariloche	75,35	16,9	7,71
Muestra	75,69	17,04	7,24

Por medio de rayos X se pudo determinar la no existencia de poros en la muestra pero sí una burbuja de aire (“rechupe”), la cual disminuyó el volumen del lingote estudiado. En la Figura 2.1 se muestran la burbuja producida.

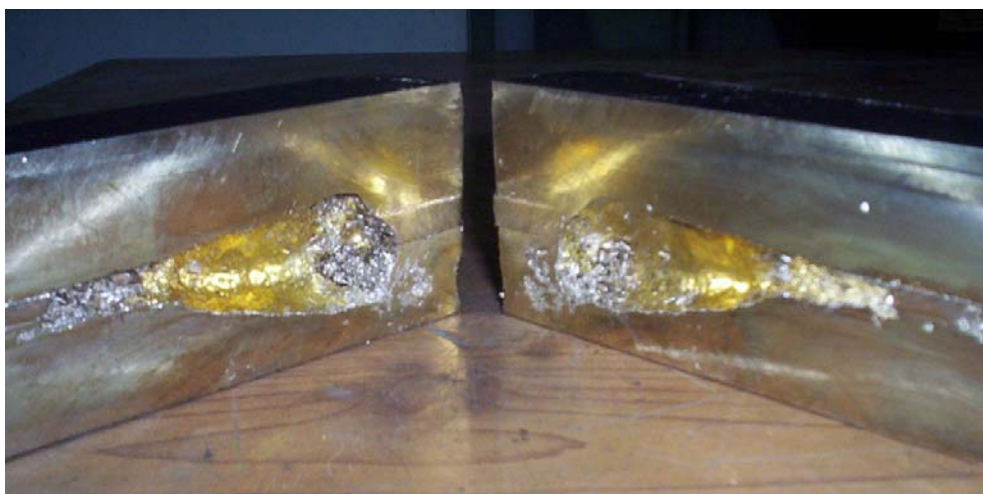


Figura 2.1: Esquema de una burbuja de aire (“rechupe”) producida en el lingote de CuZnAl.

La determinación de la temperatura con la cual se alcanzan las fases de austenita, martensita o estructura dúctil $\alpha+\beta$, fase necesaria para laminar en frío, se obtuvo por medio del diagrama ternario en el cual se mantuvo fijo el parámetro Aluminio (Al). Se determinó que se obtiene austenita a 850°C y $\alpha+\beta$ por debajo de los 600°C.

Luego de realizar los tratamientos térmicos para obtener las fases de austenita y de estructura dúctil, se comprobó por medio de metalografías la satisfactoria presencia de austenita (β), sin embargo no se encontró la presencia de la fase $\alpha+\beta$ por lo que fue necesario laminar en caliente las barras de CuZnAl. Para materializar la ductilidad, se introdujo la muestra por 30 minutos en un horno a 850°C.

Para encontrar las temperaturas de transformación de fase del material, se realizó un estudio calorimétrico de barrido diferencial (DSC). El DSC es un método de análisis térmico que registra las variaciones en el flujo de calor sobre una probeta que es sometida a un ciclo de calentamiento con un posterior enfriamiento. El estudio entregó las temperaturas descritas en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2: Resultado ensayo DSC [1].

Aleación	A_s [°C]	A_f [°C]	M_s [°C]	M_f [°C]
Actual	-5.2	22	4.91	-10.2

2.1.2 Laminación, fabricación y ensayos mecánicos de probetas.

Del lingote preparado se logró obtener una barra de prueba, más 10 barras de 20x25mm de sección y 50mm de largo, las cuales fueron laminadas en caliente obteniéndose reducciones de un 50 a 60%. En la Figura 2.2 se muestra un ejemplo de una barra laminada en la cual se contrasta claramente la disminución de su espesor.



Figura 2.2: Contraste entre lingote laminado y no laminado [1].

Se fabricaron probetas a partir de las barras laminadas, las que fueron sometidas a ensayos de tracción y compresión. Las probetas de tracción tuvieron forma cilíndrica con cabezales de mayor diámetro para ajustarlas a las mordazas de la máquina que realiza el ensayo. Las probetas para compresión fueron de forma cilíndrica y menos esbelta que las anteriores. A continuación, en la Tabla 2.3, se resume la cantidad total de probetas utilizadas para los ensayos.

Tabla 2.3: Resumen de probetas utilizadas para ensayos de tracción y compresión [1].

Numero de Probetas	Diametro útil [mm]	Ensayo realizado
12	3	Tracción
9	5	Tracción
6	6.5	Tracción
8	8	Compresión

A las probetas, se les aplicó un proceso de recristalización con el objetivo de liberar las dislocaciones introducidas en las micropartículas producto del proceso de laminación. Se les aplicó un tratamiento térmico a gran temperatura (800°C) para obtener el material isotrópico y

de granos equiaxiales deseado. Sin embargo, no se obtuvo recristalización del material. De todas formas se optó por ensayar bajo una configuración de granos con una dirección predominante por sobre la otra.

La Figura 2.3 se esquematiza la forma que tuvieron las probetas ensayadas a tracción dinámica. Se puede apreciar un ensanchamiento del diámetro en los extremos, el cual es utilizado para tener un mejor agarre con las mordazas de la máquina de ensayo.



Figura 2.3: Forma típica de las probetas ensayadas a tracción [1].

2.1.3 Ensayos de compresión estática.

Para comprobar la presencia del efecto superelástico se ensayaron probetas sacadas de una parte anexa al lingote, llamada jitio. Los ensayos fueron previos al proceso de laminación, por lo tanto el material no fue laminado. Los ensayos consistieron en cargar una probeta de 8mm de diámetro y 12mm de alto. El ensayo se llevó a cabo en la máquina de ensayos mecánicos Instron ubicada en el laboratorio de Ingeniería Mecánica de la Universidad de Chile.

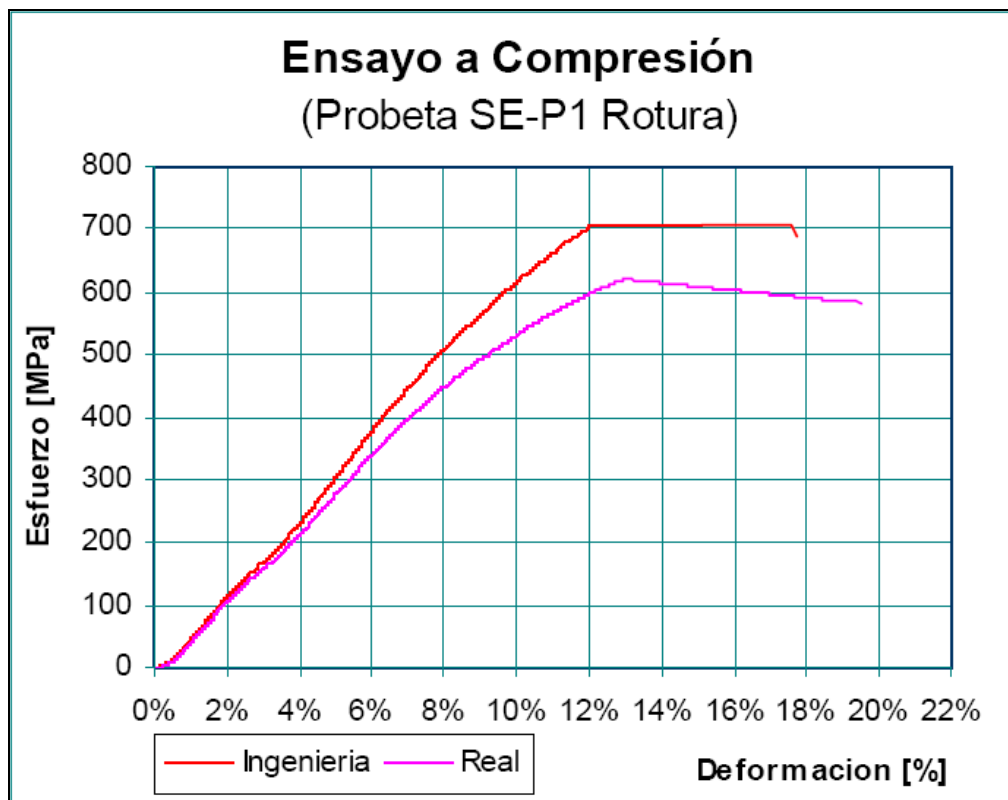


Figura 2.4: Ensayo de compresión en donde la curva " Ingeniería" se considera con el diámetro de la probeta invariante [1].

A las probetas se le aplicaron deformaciones desde un 3 a 6% e incluso llegando a la rotura. Como se observa en la Figura 2.4 después de sobrepasar el 6% de deformación la pendiente de la curva tensión-deformación comenzó a descender. Como las probetas fueron capaces de alcanzar una deformación importante, se comprobó que el material es capaz de trabajar en su rango superelástico.

2.1.4 Ensayos de tracción dinámica.

Los ensayos de tracción se realizaron en el laboratorio Nacional de Vialidad del MOP. La etapa de ensayos se subdividió en tres: ensayo a rotura, deformaciones crecientes y deformaciones reiteradas.

2.1.4.1 Ensayos a Rotura.

Se ensayaron dos probetas a la rotura de cada uno de los diámetros que se fabricaron (Ver Figura 2.5), en total 8 probetas. Con las curvas de carga-deformación resultante se determinó una envolvente, calculando para cada una de las curvas el módulo de elasticidad (E), módulo secante (E_s) y el punto de intersección entre las dos rectas producidas por los módulos, el cual se denominó f_y (punto de fluencia o donde se inicia la transformación martensítica).

Como conclusión de los ensayos se tuvo que no existe relación entre la curva de ensayo y el diámetro útil de las probetas. La Figura 2.5 muestra las curvas de todos los ensayos realizados. Como se puede ver, se dividieron en dos grupos bien definidos un grupo más rígido con un valor cercano a 150 kgf/cm^2 para la fluencia, grupo formado por probetas con diámetros de 5mm y una probeta de 3mm dañada durante el tratamiento térmico. El otro grupo, menos rígido, con un valor cercano a los 100 kgf/cm^2 de fluencia lo formaron probetas con diámetros variados desde 3mm hasta 6.5mm.

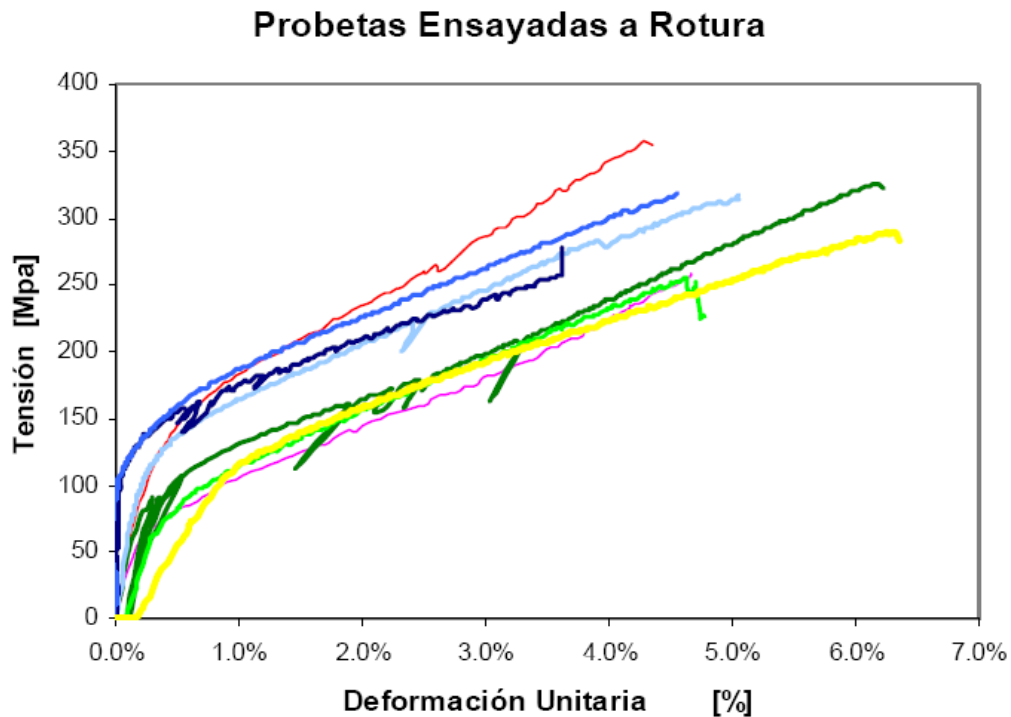


Figura 2.5: Resultados de los ensayos a la rotura de Saavedra [1].

2.1.4.2 Ensayos dinámicos: Deformaciones crecientes.

Las probetas se deformaron hasta una amplitud determinada (con una predeformación inicial de 1%) y luego se aumentó la deformación en forma sucesiva. En total se ensayaron 10 probetas y cada amplitud de deformación ensayada tuvo 10 ciclos. La frecuencia de los ciclos se mantuvo constante para cada ensayo, a 0.25Hz o 1.0Hz.

La deformación nominal o impuesta al momento del ensayo nunca coincidió con los resultados reales de deformación. El autor explica que se puede deber a pérdidas de deformación producto de las holguras que existieron en el montaje de la máquina durante los ensayos.

Como se puede apreciar en la Figura 2.6 en donde se muestra sólo un ciclo del ensayo realizado a la probeta L5A, el primer ciclo en todas las ocasiones siguió un recorrido distinto al resto debido a que, según se explica, es necesario aplicarle un *entrenamiento* a la probeta.

De los ensayos se pudo observar que, a mayor deformación impuesta, existe una tendencia a aumentar el amortiguamiento, y también menores son los módulos de elasticidad y las rigideces. Se observó que los resultados no dependen de la frecuencia con que se realizan los ensayos.

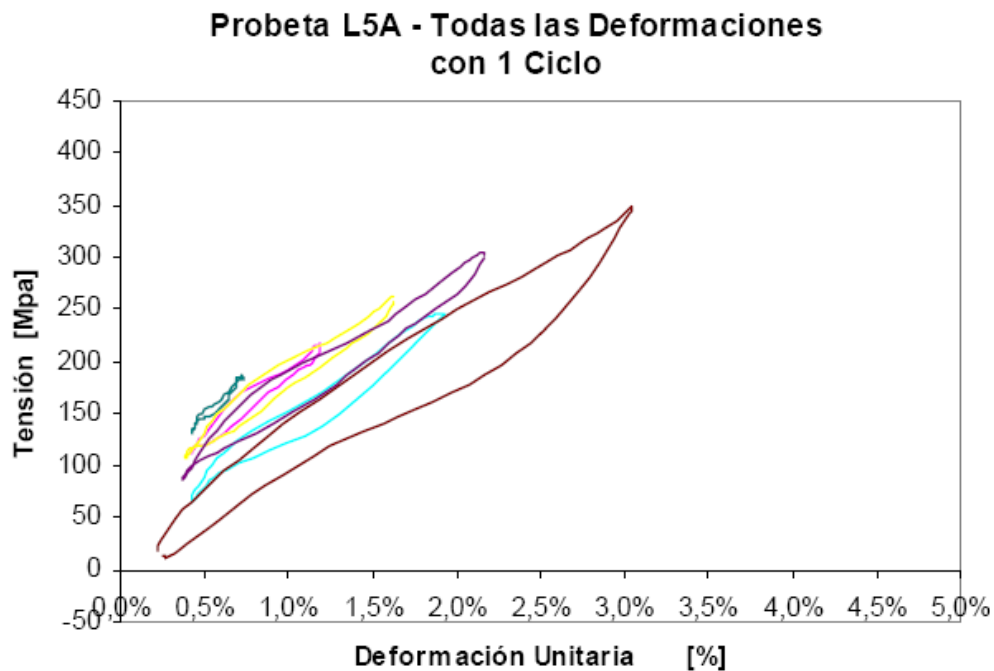


Figura 2.6: Ejemplo de resultados obtenidos por Saavedra para ensayos con deformaciones crecientes [1].

2.1.4.3 Ensayos dinámicos: Deformación reiterada.

Se estudió el comportamiento del material bajo tres niveles de deformación, siendo el primero y el último menores que el segundo. Se observó que los ciclos son iguales. Casi se sobreponen. Además, los últimos ciclos resultaron ser muy estables. Al igual que todas las demás probetas ensayadas anteriormente éstas siguen el mismo comportamiento, es decir, a mayores deformaciones mayores fueron sus amortiguamientos. La frecuencia con que se ensayaron las probetas no incidió en los resultados.

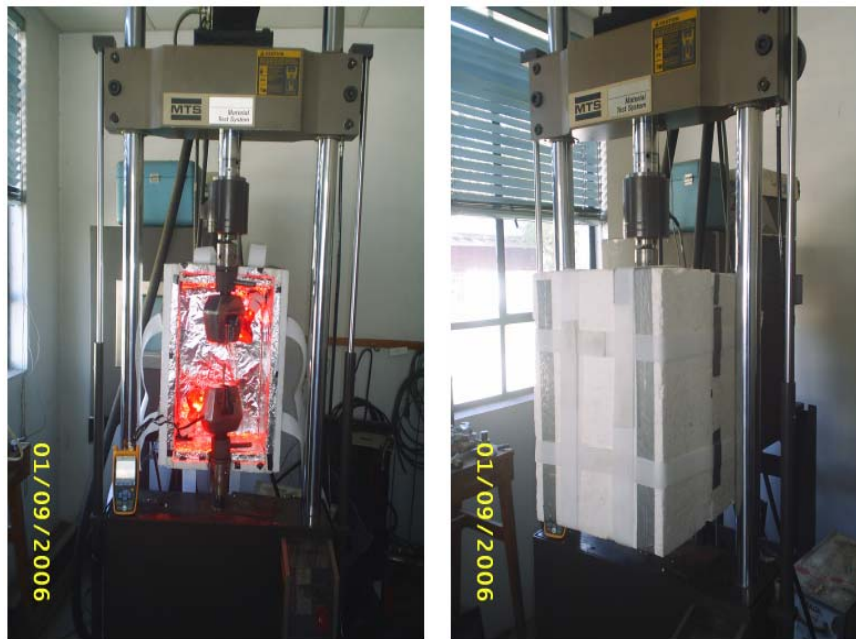
Para probar la real capacidad de que el material presente el efecto superelástico, se repitió uno de los ensayos (deformación creciente) de la probeta de 3mm (Probeta L5A), dos meses después de los primeros ensayos. Se pudo concluir que el material no varió su comportamiento ya que se tuvo resultados similares a los resultados inicialmente determinados.

2.2 Vera 2007 [2].

Vera caracterizó el comportamiento de barras extruidas de CuZnAl. La extrusión, es un proceso en el que un bloque de metal se reduce de sección forzándolo a fluir a través de un orificio mediante presiones elevadas.

La etapa inicial de la caracterización la realizó junto con Saavedra [1]. Ambos trabajos se realizaron con la misma aleación, entregando a cada uno de los autores medio lingote. Los trabajos se diferenciaron por los tratamientos termomecánicos aplicados previo a la fabricación de las probetas y por las variables que se utilizaron para caracterizar el comportamiento. Vera ensayó probetas en tracción estática y dinámica a distintas temperaturas (13-16, 25 y 50°C) y frecuencias (0,1 a 2 Hz, precisando que la mayoría de los ensayos se realizaron a 1Hz).

Cabe señalar que la máquina de la Figura 2.7 utilizada para los ensayos de tracción, fue la misma que utilizó Saavedra [1], con la diferencia de que Vera incorporó un termómetro para medir la temperatura ambiente, una luz infrarroja para regularla y una caja aisladora para evitar pérdidas.



(a) Montaje caja aislante abierta

(b) Montaje caja aislante cerrada

Figura 2.7: Montaje de ensayos con incorporación de caja aislante [2].

2.2.1 Extrusión de barras.

La extrusión fue realizada en caliente ya que en el tratamiento térmico no fue posible obtener la fase $\alpha+\beta$ (estructura dúctil que permite extruír en frío). Para extruír se utilizó un equipo de prensa hidráulico que se carga verticalmente, y fue necesario fabricar una matriz de acero de carga vertical y extrusión indirecta, siendo los diámetros de entrada y salida 24 y 10mm respectivamente.

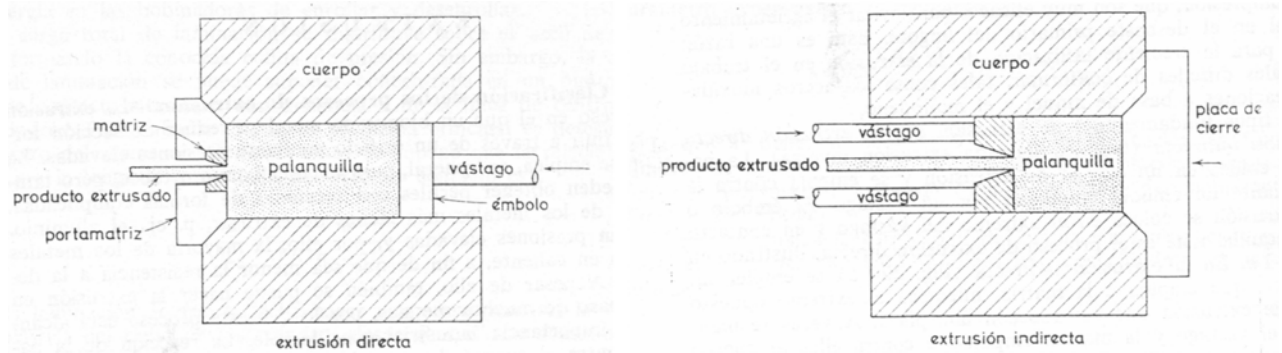


Figura 2.8: Esquema de matrices de extrusión [2].

La temperatura y tiempos de calentamiento para la carga y matriz de extrusión en caliente fueron, 850°C por 30 minutos y 400°C por 40 minutos respectivamente.

Luego de obtener barras extruidas de 10mm de diámetro, se procedió a tornearlas para obtener la forma final de las probetas ensayadas que se diseñaron con diámetro nominal de 7mm.

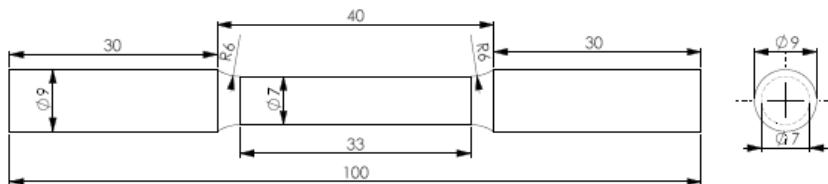


Figura 2.9: Forma final de probetas ensayadas a tracción (unidades en mm) [2].

2.2.2 Ensayos de tracción estática.

Se utilizaron probetas de 7mm de diámetro. El ensayo consistió en llevar la probeta desde el estado de reposo hasta la rotura por medio de tracción uniaxial. Para efectos de este

ensayo, las temperaturas de realización fueron tres: temperatura ambiente (16,5), 25 y 50°C. La velocidad de ensayo fue constante, definida como 10mm en 100 segundos. En total se realizaron cuatro ensayos, los cuales, a excepción del ensayo T2 de la Figura 2.10, presentaron un comportamiento similar a bajas deformaciones.

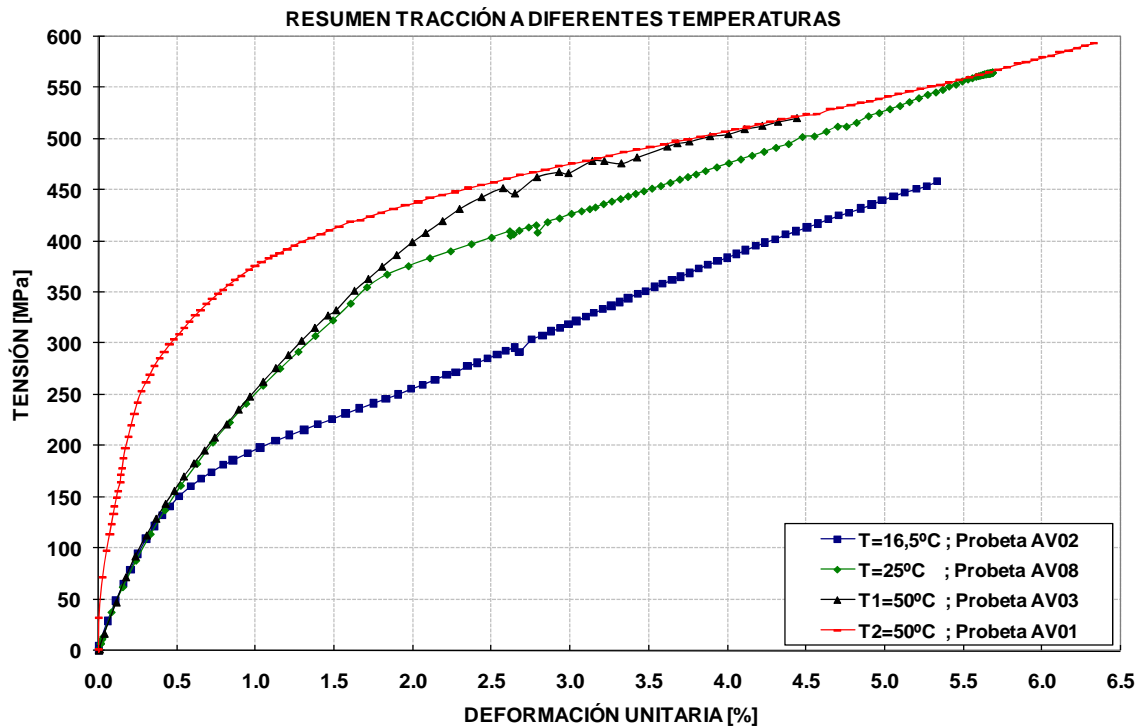


Figura 2.10: Ensayos de tracción estática a diferentes temperaturas [2].

2.2.3 Ensayos de tracción dinámicos.

Los ensayos elaborados por el autor se subdividieron en tres tipos: ensayos de amplitud de deformación máxima controlada, frecuencia de ciclos controlada y ensayos con número de ciclos controlados. Estos ensayos se desarrollaron para el mismo tipo de probeta de diámetro nominal 7mm como la mostrada en la Figura 2.9.

2.2.3.1 Ensayos de tracción dinámica con deformación máxima controlada.

El ensayo consistió en aplicar deformaciones nominales en forma creciente hasta llegar a la rotura sin extraer la probeta del equipo entre ensayos. En cada ensayo, para cada serie de ciclos a una deformación dada, se aplicó una precarga correspondiente al 10% de la carga nominal aplicada. Se mantuvieron fijos tanto la frecuencia de ensayo (1Hz) como el número de ciclos (10 ciclos). Se ensayaron tres probetas denominadas por el autor como AV05, AV04 y AV06, las cuales se mantuvieron con una temperatura ambiente de 14, 25 y 50°C.

En la Figura 2.11 se muestra un ejemplo del ensayo de tracción dinámica realizado a 1Hz y con una temperatura ambiente de 14°C.

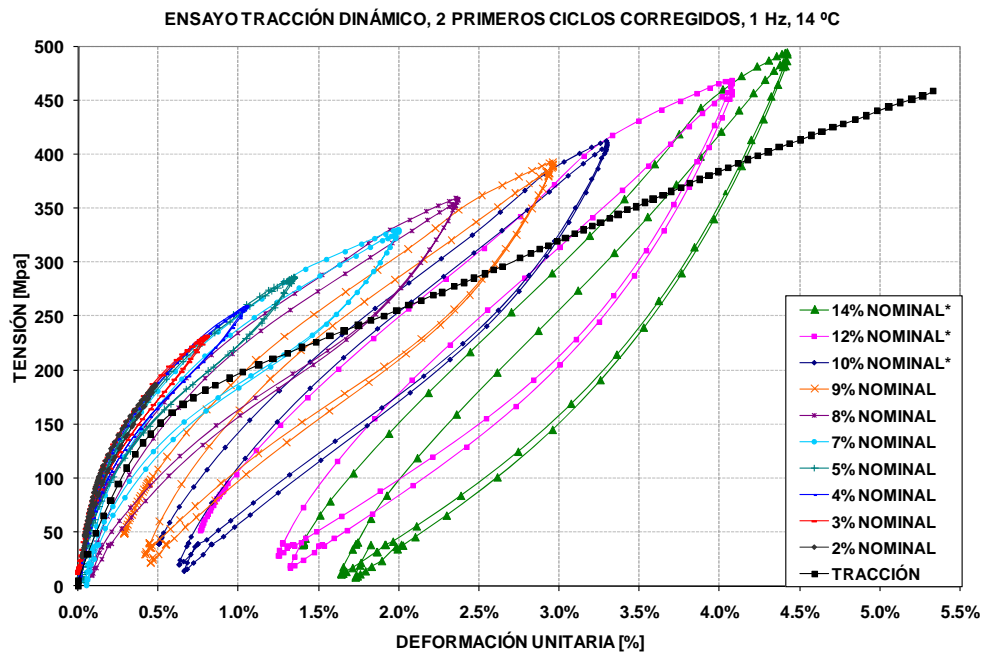


Figura 2.11: Ejemplo de resultados obtenidos, en donde se muestran dos ciclos para cada amplitud de deformación [2].

2.2.3.2 Ensayos de tracción dinámica con frecuencia de ciclos controlada.

En estos ensayos, los parámetros variables fueron la frecuencia de ensayo y la temperatura ambiente. Al igual que en el ensayo de 2.2.3.1 nunca se retiró la probeta de la máquina mientras duró un ensayo.

Las frecuencias de ensayo fueron: 0,1; 0,5; 1,0; 1,5 y 2Hz. El ensayo fue desarrollado a tres temperaturas diferentes, 13°C (temperatura menor a A_f), 25 y 50°C. La deformación para

cada ensayo se mantuvo constante y se procuró mantener dentro del rango superelástico, el cual fue determinado en 2.2.3.1.

En la Figura 2.12 se muestra un ejemplo del ensayo de tracción dinámica en donde el parámetro variable fue la frecuencia de ensayo. Se observa que no existen mayores diferencias en las pendientes de las curvas al variar este parámetro.

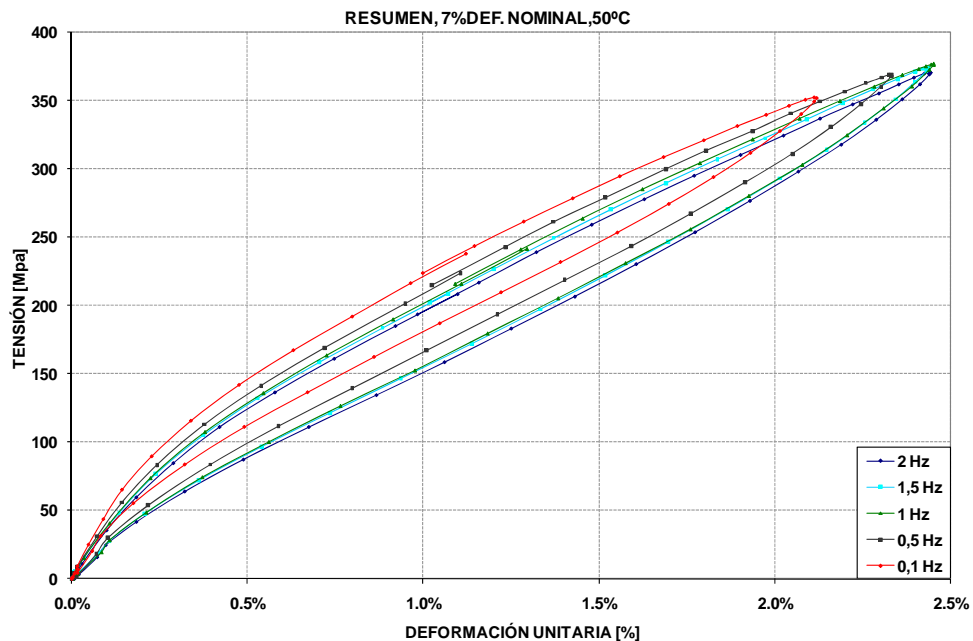


Figura 2.12: Ejemplo de ensayo de frecuencia variable en donde se muestra un ciclo representativo con una deformación nominal de 7%, y temperatura ambiente de 50°C [2].

2.2.3.3 Ensayos de tracción dinámica con número de ciclos controlados.

En la última etapa de los ensayos realizados por Vera [2] se contempló que el parámetro de control fuese el número de ciclos. El ensayo consistió en realizar 100 ciclos con una frecuencia de 0,5Hz, descansar y realizar nuevamente 100 ciclos con 1Hz de frecuencia. Se usaron dos temperaturas 25 y 50°C. Se aplicó una deformación nominal máxima de tal modo que no se sobrepasara el límite superelástico. Por limitaciones del sistema de captación de datos, solo se pudieron captar un máximo de 21 ciclos en cada etapa. En la Figura 2.13 se muestra un ejemplo de los ensayos realizados en este punto.

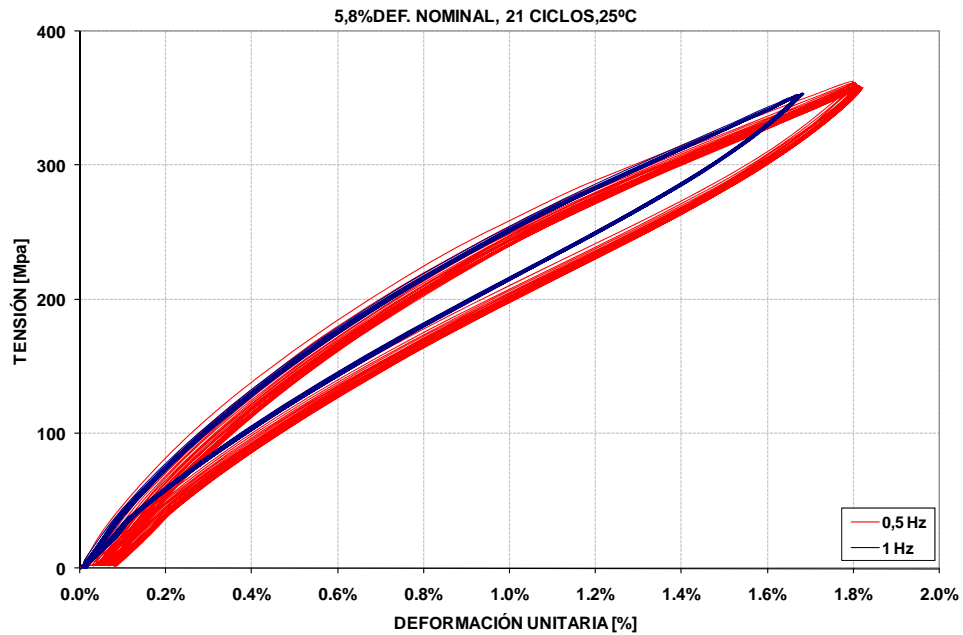


Figura 2.13: Ejemplo de ensayo con 21 ciclos para dos frecuencias diferentes con 5,8% de deformación nominal y 25°C de temperatura ambiente [2].

2.3 Comentarios

Al comparar los ensayos y resultados realizados para probetas laminadas y extruidas, se puede concluir que las probetas extruidas tienen mejores propiedades mecánicas que las probetas laminadas [1].

Por otro lado, los autores antes mencionados utilizaron distintas técnicas de obtención de las probetas ensayadas y consideraron distintas variables al caracterizar el comportamiento de las barras de CuZnAl, como lo son el diámetro de la probeta, la frecuencia de ensayo y la temperatura ambiente. Por lo tanto, los datos experimentales tanto de Vera [2] como de Saavedra [1] se pueden considerar como independientes y en consecuencia es necesario analizarlos de manera distinta. Es por este motivo que se propuso realizar dos modelos difusos distintos para representar el comportamiento dinámico de las barras de CuZnAl.

3 LÓGICA DIFUSA

3.1 Introducción [6]

En la década de los años 1920, J. Lukasiewicz desarrolló los principios de la lógica multivaluada, cuyos enunciados pueden tener valores de verdad comprendidos entre el 0 (Falso) y el 1 (Verdad) de la lógica binaria clásica.

En 1965, L. Zadeh aplicó la lógica multivaluada a la teoría de los conjuntos, estableciendo la posibilidad de que los elementos pudieran tener diferentes grados de pertenencia a un conjunto. Zadeh introdujo el término fuzzy (borroso, difuso) y desarrolló un álgebra completa para los conjuntos difusos, aunque estos conjuntos no tuvieron aplicación práctica hasta mediados de los años setenta, cuando E. H. Mamdani diseñó un controlador difuso para un motor de vapor.

En la lógica difusa se trabaja con conjuntos que se definen por sus funciones de pertenencia estas funciones se denotan como $\mu_C(x)$ e indican el grado de pertenencia (entre 0 y 1) del elemento con valor x al conjunto C .

Los conjuntos difusos se combinan en reglas para definir acciones, como por ejemplo, si la temperatura es alta entonces enfriar mucho. De esta manera, los sistemas de control basados en lógica difusa combinan variables de entrada (definidas en términos de conjuntos difusos) por medio de grupos de reglas que producen uno o varios valores de salida.

Los sistemas basados en lógica difusa pueden ser aplicados a problemas no lineales o no bien definidos. Los sistemas difusos permiten modelar cualquier proceso no lineal y aprender de los datos (Por ejemplo de datos experimentales) haciendo uso de determinados algoritmos de aprendizaje. Gracias a la simplicidad de los cálculos, normalmente pueden realizarse sistemas o modelos rápidos y económicos.

3.2 Conjuntos difusos

La lógica de conjuntos difusos o borrosos, como su nombre lo indica, trabaja con conjuntos que no tienen límites perfectamente definidos, es decir, la transición entre la pertenencia y no pertenencia de una variable a un conjunto es gradual y se caracteriza por las funciones de pertenencia. Estas funciones nos permiten representar ya sea gráfica o analíticamente un conjunto difuso.

Por ejemplo, la definición de una función de pertenencia de un conjunto difuso A sobre un universo de discurso X es de la forma $\mu_A: X \rightarrow [0,1]$, donde a cada elemento de X le corresponde un valor entre 0 y 1. Este valor, llamado de pertenencia o grado de pertenencia, representa el grado en que el elemento X pertenece al conjunto difuso A. La Figura 3.1 muestra un ejemplo de una función de pertenencia del tipo gaussiana la cual depende de dos parámetros.

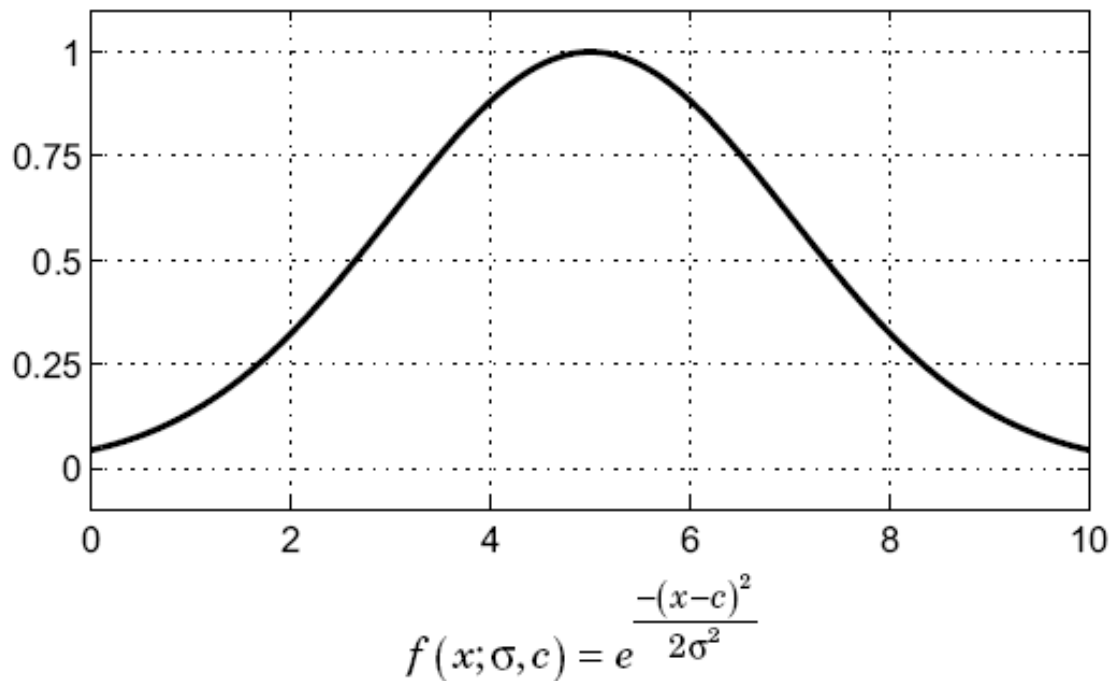


Figura 3.1: Función de pertenencia gaussiana que depende de dos parámetros σ y c [4].

3.2.1 Operadores difusos

Al igual que en la teoría clásica de conjuntos, los conjuntos difusos se relacionan entre sí por medio de distintos operadores lógicos como lo son igualdad, inclusión, complemento, unión, e intersección, con la diferencia que estos conjuntos se relacionan a través de las funciones de pertenencia. A continuación se muestran distintos ejemplos de las operaciones básicas entre conjuntos difusos definida por Wang (1997). Existen otras definiciones de estas operaciones según distintos autores [3].

$$\text{Igualdad: } A=B \quad \Leftrightarrow \quad \mu_A(x) = \mu_B(x), \forall x \in U$$

$$\text{Inclusión: } A \subseteq B \quad \Leftrightarrow \quad \mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in U$$

$$\text{Complemento de A: } A_c \quad \Leftrightarrow \quad \mu_{A_c}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

$$\text{Unión: } A \cup B \quad \Leftrightarrow \quad \mu_{A \cup B}(x) = \text{Max} [\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

$$\text{Intersección: } A \cap B \quad \Leftrightarrow \quad \mu_{A \cap B}(x) = \text{Min} [\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

3.2.2 Reglas difusas.

Los sistemas difusos, al igual que los sistemas tradicionales, se relacionan por medio de reglas, pero ellas usan diferentes conceptos para representar cómo se relacionan las distintas variables. Un ejemplo de estas reglas se muestra a continuación.

Ejemplo: SI (la “deformación” es pequeña o la “temperatura” es alta) ENTONCES (aumentar la “deformación”).

Las reglas difusas son formadas usando operadores que representan un "y" o un "o" lingüístico. Los cálculos de estas reglas representadas por un “SI...ENTONCES” son ejecutados. Este paso es llamado inferencia difusa.

La primera parte de la oración, es decir lo que está entre “SI” y “ENTONCES”, se denomina Antecedente, y la segunda parte, es decir lo que se encuentra después de “ENTONCES” se denomina Consecuente.

3.3 Sistemas de inferencia difusos (FIS).

Un sistema difuso o también llamado sistema de inferencia difusa (*Fuzzy Inference System*, FIS), es un sistema que está compuesto por una base de reglas difusas en donde a través de éstas y un motor de inferencia, el sistema difuso es capaz de transformar la información de conocimiento humano (o conocimiento a través de estudios experimentales) a un lenguaje matemático. El motor de inferencia es el lugar donde se lleva a cabo el razonamiento difuso, que es la forma de combinar y considerar las reglas difusas mediante reglas de inferencia para que, de un valor de la variable de entrada se pueda llegar a un valor de la variable de salida.

Existen tres tipos de sistemas de inferencia difusos utilizados comúnmente en la literatura: Sistemas de inferencia difusos puros o de Mandani, sistemas de inferencia difusos del tipo Takagi-Sugeno-Kang (TSK) y sistemas de inferencia difusos con fuzyficadores y defuzyficadores.

Los fuzyficadores son simplemente interfaces de entrada en donde su única función es actuar de traductores, es decir transforman información de un problema determinado a variables y funciones de pertenencia que representen el problema. De forma similar, un defuzyficador es el que transforma a un conjunto difuso cualquiera que proviene de la salida del sistema de inferencia a un valor numérico real.

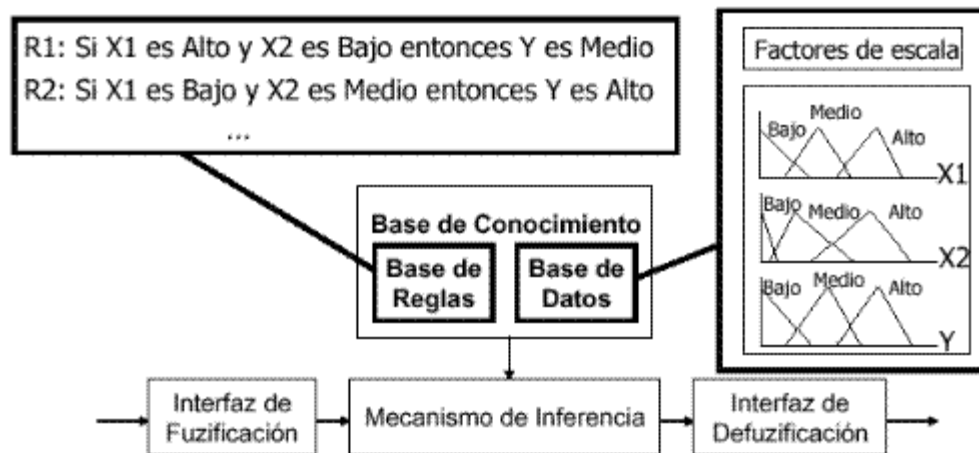


Figura 3.2: Ejemplo de un esquema general de un sistema de inferencia difuso.[6]

3.4 Sistema de inferencia adaptable neuro-difuso (ANFIS)

Los sistemas de inferencia difusos (FIS) que se han explicado hasta ahora, básicamente permiten utilizar funciones de pertenencia, reglas difusas, o características que arbitrariamente son elegidas por el usuario y las cuales, por lo general, son fáciles de determinar. Sin embargo, muchas veces no es clara cuál es la relación que pueden tener las distintas variables que participan en algún fenómeno. Esto generalmente ocurre cuando se tiene un set de datos de entrada y de salida.

El Sistema de Inferencia Adaptable Neuro-Difuso o *Adaptive Network-based Fuzzy Inference System* (ANFIS) creado por Jang en 1993, consiste en la implementación de un sistema difuso de redes adaptables o neuronales. Este sistema permite construir una ruta entre variables de entrada y salida (conocidas) a través de las funciones de pertenencia mediante el entrenamiento de una red adaptable. Esta red adaptable requiere de información de entrenamiento como por ejemplo, un set de datos en donde las variables de entrada y de salida son conocidas.

Una red adaptable es una estructura de nodos, los cuales pueden ser modificados por una regla de aprendizaje, modificación que tiene por objetivo minimizar el error que tiene el sistema de inferencia al representar un fenómeno deseado. En la Figura 3.3 se muestra un ejemplo de red adaptable multicapa en donde la información fluye en un único sentido.

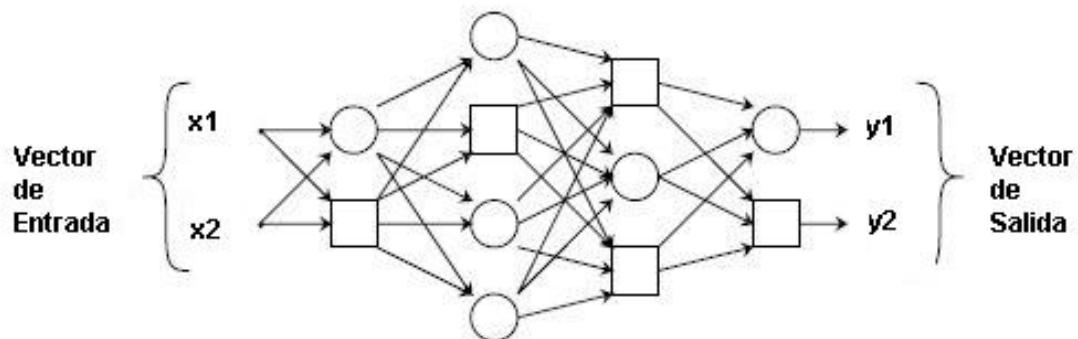


Figura 3.3: Ejemplo de red adaptable multicapa en donde los nodos cuadrados son adaptables y los circulares indican que no es adaptable [7].

3.5 ANFIS en MATLAB

MATLAB cuenta con la posibilidad de implementar con su herramienta Fuzzy Logic Toolbox^{MT} dos tipos de sistemas de inferencia difusos (FIS), el de tipo Mandani y el de tipo Sugeno, en donde se cuenta con un set de funciones de pertenencia ya predefinidas.

También, por medio de la función *anfis* de MATLAB se puede crear un sistema de inferencia difuso basado en redes adaptables, en donde es posible, como se mencionó en los puntos anteriores, aplicar un FIS a sistemas en donde las funciones de pertenencia y las reglas difusas no son conocidas. La manera de determinar dichas funciones de pertenencia es a través de un entrenamiento, en donde la información de entrenamiento es obtenida de un set de datos.

Como se ilustró en la Figura 3.1, las funciones de pertenencia dependen de parámetros que definen su forma. El cálculo de estos parámetros se logra por medio de un ajuste que busca reducir el error cuadrático medio utilizando el método del gradiente descendente, con el cual podemos minimizar el error cuadrático total de la salida calculada por el FIS generado.

La forma en que trabaja ANFIS es la siguiente:

1. Se definen hipótesis iniciales de cómo se van a relacionar los distintos parámetros que componen el FIS que representará el comportamiento deseado (relaciones entre los datos de entrada, funciones de pertenencia, métodos de fuzyficación, entre otros).
2. Se recogen los datos de entrada y de salida que van a ser utilizados para el entrenamiento del FIS.
3. A continuación, se utiliza ANFIS para capacitar o entrenar el modelo difuso a emular. Los datos de entrenamiento, por su parte, van modificando las funciones de pertenencia de acuerdo al criterio de error elegido.

En general, el modelo FIS generado a través de los datos de entrenamiento funciona bien, siempre y cuando estos datos representen de buena manera al fenómeno que se desea emular. En algunos casos, sin embargo, estos datos de entrenamiento vienen con ruido, y por lo tanto el FIS generado no representa de buena manera el fenómeno. En tales situaciones, se hace necesario utilizar datos de validación, los cuales no deben participar de la etapa de entrenamiento.

Además de los datos de entrenamiento y de validación, existen otros datos que son los de chequeo. Estos datos, si bien, participan en la etapa de entrenamiento del sistema difuso, no lo

hacen directamente. La idea de utilizar estos datos de chequeo es para detener el proceso de entrenamiento antes de que exista un “overfitting” o sobreentrenamiento. Este fenómeno se intenta evitar ya que lo que se busca es generar un sistema difuso que pueda modelar un fenómeno y no reproducirlo simplemente. El entrenamiento se detiene cuando el error calculado con los datos de chequeo comienza a crecer.

3.5.1 Limitaciones de la función anfis.

La función anfis, la cual permite entrenar a un FIS con el uso de un set de datos, no está disponible para todos los tipos de sistemas de inferencia difusos con los que cuenta Matlab. Sólo admite un sistema del tipo Sugeno, el cual debe tener las siguientes propiedades.

1. Ser un sistema difuso de cero o de primer orden. Es decir, la función de defuzzyficación es lineal o constante.
2. Tener sólo un output, obtenido usando un defuzzyficador del tipo centro de gravedad.
3. Tener reglas difusas no compartidas, es decir, diferentes reglas no pueden tener la misma función de defuzzyficación, por lo que el número de funciones de pertenencia de salida debe ser igual al número de reglas difusas.
4. Tener una unidad de peso (w_i) para cada regla difusa.

3.5.2 Sistema de inferencia difuso del tipo Sugeno

La principal diferencia que tiene el sistema difuso del tipo Sugeno con el de tipo Mandani radica en la función de pertenencia de salida o el defuzzyficador. Esta es una función lineal y en algunos casos constante.

Un ejemplo de cómo funciona una típica regla difusa en un sistema de tipo Sugeno se describe a continuación:

Si la entrada $x=1$ y la entrada $y=2$, Entonces $z=a*x + b*y+c$

Para un modelo de orden cero, la salida o defuzzyficador z es constante cuando $a=b=0$.

En general las salidas z_i de un sistema de tipo Sugeno, son ponderadas por w_i , que es el resultado de aplicar alguna regla difusa (para el caso del ejemplo, regla AND).

La Figura 3.4 describe de manera grafica cómo se obtiene la salida o el output de una regla del tipo AND en un sistema de tipo Sugeno en donde $F_i(x)$ corresponde a las funciones de pertenencia.

$$\text{Final Output} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i}$$

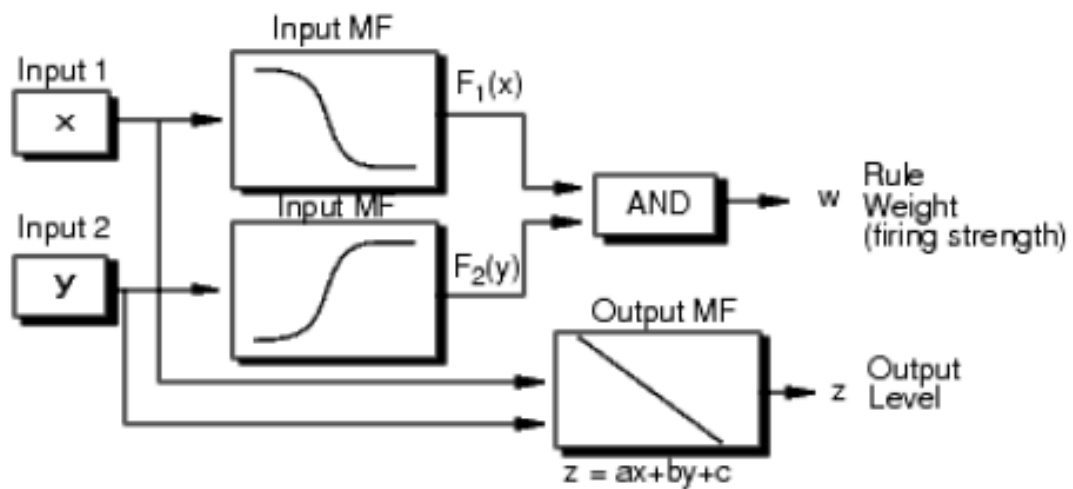


Figura 3.4: Ejemplo de cómo se relacionan los distintos parámetros que participan en un sistema difuso de tipo Sugeno [4].

3.6 Estudios realizados por autores anteriores

3.6.1 Ozbulut y otros (2007) [3].

Se modeló el comportamiento superelástico de alambres SMA de CuAlBe mediante lógica difusa. Primero, el material fue caracterizado por medio de experimentación. Después, se desarrollaron dos sistemas de inferencia difusa para predecir el comportamiento de los alambres de SMA. Adicionalmente, para ver la utilidad en aplicaciones sísmicas y demostrar la capacidad de implementar el modelo sugerido, se realizó una simulación numérica del comportamiento de un edificio de tres pisos equipado con elementos arriostrantes de SMA. Finalmente se extrajeron conclusiones relativas a la idoneidad de aplicar éste material en escala real.

3.6.1.1 Caracterización del material

El alambre estudiado tuvo una composición de 87.7% Cu, 11.8% Al y 0.5% de Be. El diámetro del alambre fue de 0.5mm. Las temperaturas de transformación de fase son las mostradas en la Figura 3.5.

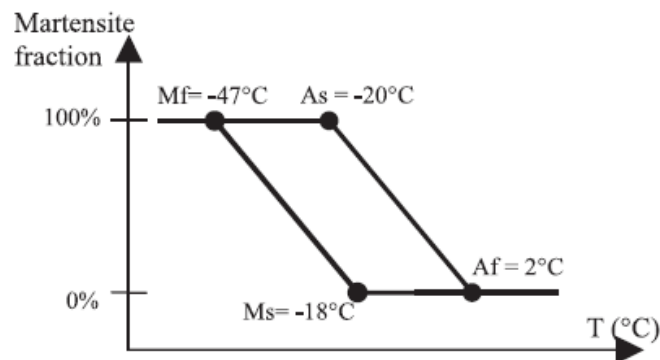


Figura 3.5: Temperaturas de transformación de fase [3].

Se aplicó un tratamiento térmico a los alambres para eliminar posibles dislocaciones, y tener un grano uniforme y fino para producir propiedades mecánicas aceptables. Se calentó a 700°C con diferentes duraciones (20, 30 y 180 segundos), aplicando inmediatamente después un enfriamiento con agua fría. Luego, se mantuvo a 100°C por 24 horas. Se obtuvieron tamaños de granos distintos para cada duración del calentamiento (60, 100 y 200µm). Se eligió el alambre con el tamaño de granos menor para evitar la fractura frágil intergranular.

3.6.1.2 Ensayos de laboratorio.

Se aplicaron dos ensayos diferentes. Primero, se realizaron ensayos de carga y descarga cíclica sobre los alambres de CuAlBe variando la temperatura ambiente. Segundo, se realizan ensayos sobre una mesa vibradora a un edificio a escala de tres pisos arriostrados con los alambres de CuAlBe.

3.6.1.2.1 Ensayo de carga y descarga cíclica.

Se ensayaron probetas de 12cm de largo y 0.5mm de diámetro de alambres de CuAlBe a diferentes temperaturas (0, 25, y 50°C). Se realizaron ensayos cíclicos de tensión mediante la acción de una fuerza sinusoidal y una deformación controlada. La frecuencia de ensayo fue de 1Hz. Se aplicaron tres amplitudes distintas de deformación, 0.8%, 1.5% y 2.2%, midiendo con un extensómetro de 25mm de largo la deformación axial. Cada ensayo consistió en 20 ciclos con su deformación máxima definida.

3.6.1.2.2 Ensayo en mesa vibradora.

Se desarrolló una serie de ensayos en una mesa vibradora con una estructura de tres pisos de altura, largo y ancho de 120, 70 y 42cm respectivamente (Figura 3.6). Con columnas de acero (30x4mm) atornilladas a las vigas, las cuales fueron soldadas a la losa. Solo se realizó ensayos con movimientos en la dirección longitudinal de la estructura. Cada piso pesó 180N. Se instalaron cuatro arriostres (Amortiguadores) en cada nivel, los cuales estaban compuestos por una barra de acero (15x15x1.5mm) de 45cm y un alambre de CuAlBe de diámetro 0,5mm de 40cm de largo. Los alambres se pretensaron a 30N.

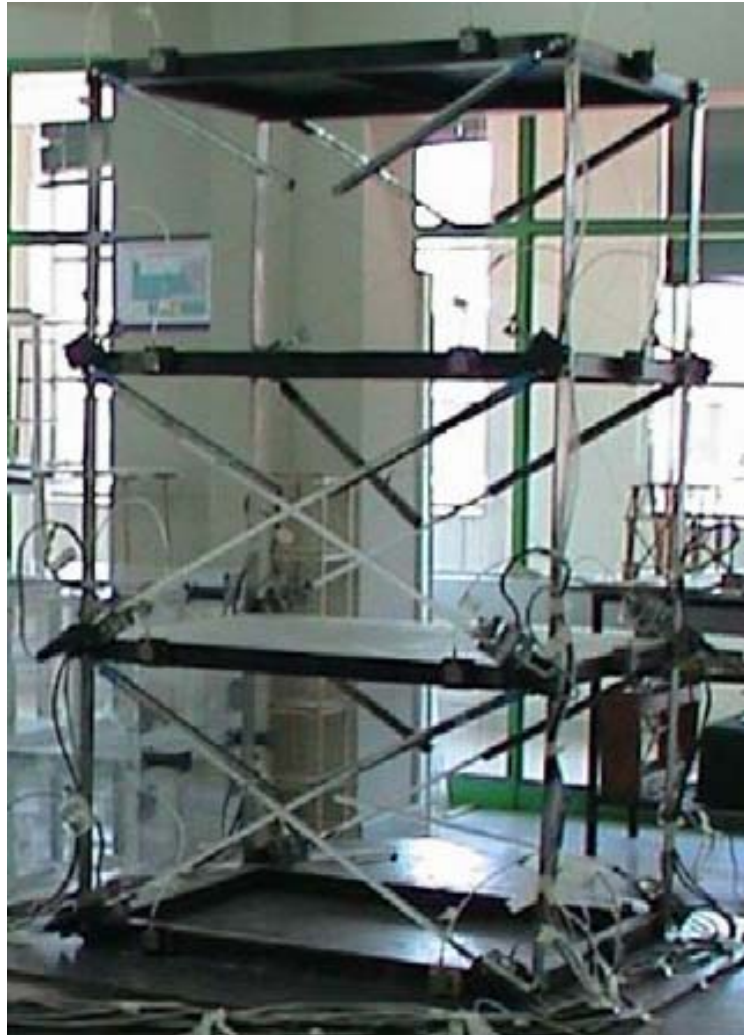


Figura 3.6: Imagen de mesa vibratora utilizada para el estudio [3].

Se desarrollaron ensayos por cinco minutos con ruido blanco y con registros correspondientes a distintos terremotos: Sylmar 1994 (0.36g Máxima aceleración del terreno, PGA), Kobe 1995 (0.23g PGA), Taft 1952 (0.36g PGA), el Centro 1940 (0.21g PGA) y Lolloo 1985 (0.24g PGA).

3.6.1.3 Modelo difuso de los alambres de SMA.

Se modeló por medio de lógica difusa el comportamiento de los alambres de SMA. En particular, se eligió un sistema de inferencia difusa (FIS) tipo Sugeno¹ para representar el comportamiento de los alambres de CuAlBe, primero, a diferentes temperaturas, y luego un sistema que representa el comportamiento dinámico.

Las variables de entrada del primer sistema de inferencia, llamado FIS I, fueron deformación, tasa de deformación y temperatura. El segundo sistema de inferencia, llamado FIS II, empleó deformación, tasa de deformación y pretensión. Los tres pasos usados en este estudio para desarrollar el modelo difuso de SMA fueron:

- I. Obtención de set de datos desde los ensayos experimentales para entrenar, chequear y validar el modelo.
- II. Empleando ANFIS, generación de un FIS para predecir la tensión en un alambre en un incremento especificado de tiempo.
- III. Validación del nuevo modelo comparando los resultados predichos con los resultados experimentales.

Para FIS I se utilizaron los resultados de los ensayos de 3.6.1.2.1, mientras que para FIS II se usan los datos de 3.6.1.2.2.

3.6.1.4 Análisis dinámico de marco de tres pisos.

Con el fin de comparar la respuesta dinámica de los arriostres de SMA y de acero, además del marco, se usó una modelación numérica de un edificio de tres pisos. Cada piso tuvo una altura, ancho y espesor de 3, 3 y 2m respectivamente. Los alambres de SMA fueron ubicados en el centro de los arriostres de acero.

¹ La típica regla de un modelo tipo Sugeno es: distintos parámetros de entrada (Antecedentes)→ Solo un parámetro de salida (Consecuente).

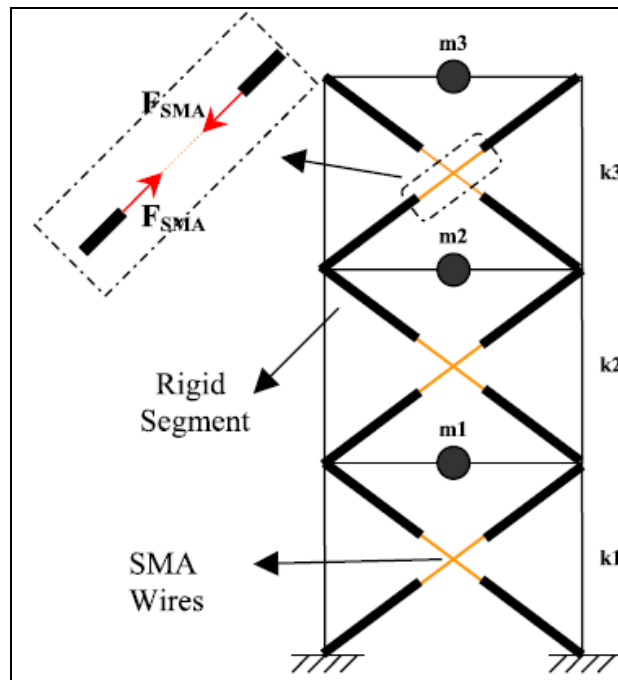


Figura 3.7: edificio de tres pisos modelado numéricamente.[3]

La ecuación que gobierna la respuesta dinámica del sistema está dada por

$$M \cdot \ddot{u} + C \cdot \dot{u} + F_{SMA} = -M \cdot \ddot{u}_g \quad 3-1$$

En donde M, C y K son la masa, amortiguamiento y rigidez del sistema respectivamente. \ddot{u}_g es la aceleración del suelo producto de registros sísmicos, que para efectos de este ensayo, fueron cinco (El Centro 1940, Northridge 1994, Kobe 1995, Hachinohe 1990, y Duzce 1999). Para representar las fuerzas impuestas por los amortiguadores de SMA (F_{SMA}) se usó el modelo de lógica difusa FIS II (el que reproduce el comportamiento de los alambres bajo cargas sísmicas).

De la modelación del edificio, se obtuvieron resultados satisfactorios. Las barras de SMA tuvieron la capacidad de disipar energía durante las excitaciones sísmicas y permitieron regresar el edificio a su estado original después de las excitaciones.

Como se puede ver en este estudio, la modelación numérica con lógica difusa del material con memoria de forma se pudo aplicar para modelar la reducción de la respuesta de una estructura sometida a acciones sísmicas.

3.6.2 Escandar (2007) [5].

Modeló el comportamiento de gomas de gran amortiguamiento mediante lógica difusa. Se caracterizaron las propiedades mecánicas de la goma utilizando un aparato especialmente diseñado para el caso. Mediante el aparato mecánico se estudió el comportamiento del esfuerzo de corte al variar la deformación, tasa de deformación y temperatura del material. Luego con los resultados de las pruebas de laboratorio se formuló un modelo difuso del comportamiento mecánico por corte de la goma. El modelo difuso cumplió el objetivo de predecir el esfuerzo de corte y el comportamiento histérico en el material.

3.6.2.1 Dispositivo de Ensayo

Se adaptó una máquina capaz de testear las propiedades mecánicas de la goma con corte directo diseñada y fabricada previamente (Herrera,1998), de modo de poder controlar la temperatura de ensayo. El dispositivo puede testear muestras de goma para corte directo de un rango de 2 a 150% de deformación y temperaturas en un rango desde -10 a 60°C. Se aplicó una deformación que varía sinusoidalmente con el tiempo, la cual se obtuvo mediante la rotación de un eje excéntrico y dos guías móviles. La amplitud del movimiento se controló cambiando la excentricidad del eje. El dispositivo tiene un sistema mecánico que permite diferenciar amplitudes de desplazamientos correspondientes a 2, 5, 10, 20, 30, 50, 75, 100 y 150% de deformación de corte. El eje es alimentado por un motor de corriente directa.

La muestra se ubicó al interior de una caja de espuma plástica aislante que tuvo sólo dos perforaciones, una para la barra de carga y la otra para un sensor de desplazamiento LVDT. Para calentar y enfriar el sistema se conectaron dos intercambiadores de calor, uno interno y otro externo, a dos células termoeléctricas Peltier de 80 W cada una. Luego se instalaron dos ventiladores eléctricos, uno interno y otro externo, que ayudaron en el proceso y también en la homogenización de la temperatura interna. La precisión obtenida en la temperatura de la muestra es $\pm 1^{\circ}\text{C}$ y es controlada por tres termocuplas ubicadas en la muestra. El nivel de temperatura fue controlado mediante un termostato eléctrico.

3.6.2.2 Caracterización del material

Las muestras fueron hechas de una composición de goma correspondiente a material especialmente diseñado para aisladores sísmicos. Los principales ingredientes fueron goma natural, HAF negro y aceite aromático. Se utilizaron dos muestras que tienen dimensiones de 30x30x6 mm. Las muestras fueron vulcanizadas a tres bloques de acero.

3.6.2.3 Ensayos de laboratorio.

3.6.2.3.1 Ensayos Preliminares.

Con el objeto de definir un proceso óptimo se realizaron una serie de ensayos preliminares. A partir de los ensayos se concluyó que las propiedades de la goma no sólo dependen de la amplitud y frecuencia de la deformación, sino que también de la historia previa de deformación y del tiempo transcurrido entre las pruebas previas y actuales. Así, las muestras de goma sin deformación previa tienen una rigidez que es aproximadamente 7% mayor y un amortiguamiento 3% menor que una muestra con una prueba de deformación previa. La variación en rigidez es importante y se planeó una secuencia de ensayos que minimizara estos efectos. Se verificó que casi el 100% de las propiedades son recobradas después de un descanso de 24 horas.

3.6.2.3.2 Secuencia de Ensayos.

Basándose en los ensayos preliminares se creó la siguiente secuencia de ensayos:

1. Se incrementó la deformación de corte desde 2 a 150%, en cada nivel de deformación el material sufrió 20 ciclos dinámicos de prueba.
2. Se dejaron 5 minutos de descanso entre pruebas de incremento de deformación y 15 minutos de descanso entre cada prueba de temperatura con el fin de minimizar los efectos en la goma.
3. La temperatura fue variada entre -10 y 60°C.
4. La frecuencia fue variada entre 0,5 y 1,0 Hz.

Con el objeto de disminuir los efectos se aplicaron 20 ciclos de 150% de deformación de corte al comienzo de la prueba.

Se desarrollaron 216 pruebas en cada muestra, las cuales arrojaron los siguientes resultados:

- Cuando la deformación disminuye, el módulo de corte y su equivalente amortiguamiento crece, aunque ambas variables comienzan a ser casi constantes para deformaciones sobre el 50%.

- Cuando la temperatura crece, el módulo de corte y el amortiguamiento equivalente decrecen. Para pequeñas deformaciones el efecto de la temperatura es más relevante que para grandes deformaciones.
- La variación de β con la temperatura es importante para valores menores a 20°C pero no así para temperaturas mayores a dicho valor.

3.6.2.4 Modelo difuso del Material de Goma.

Los resultados de las pruebas de laboratorio fueron utilizados para formular un modelo difuso del comportamiento mecánico por corte de la goma de gran amortiguamiento. Se utilizó un sistema de inferencia difusa Takagi-Sugeno-Kang para relacionar las tres variables de entrada (deformación, tasa de deformación y temperatura) con la variable de salida (esfuerzo de corte). Para relacionar los datos experimentales se utilizó un algoritmo de sistema de inferencia difusa neural artificial (ANFIS). Las técnicas difusas y redes neuronales fueron implementadas en Matlab (Math Works 2005a) y en SYMULINK 2005b.

Se utilizaron los siguientes pasos para desarrollar el modelo difuso:

- I. Recolección de datos para el entrenamiento, chequeo y validación, utilizando los datos obtenidos en los experimentos físicos realizados a la goma de gran amortiguamiento.
- II. Utilización de ANFIS para la creación de un modelo difuso que relaciona deformación, tasa de deformación y temperatura con la tensión de corte resistida por la goma.
- III. Validación del nuevo modelo a través de la comparación de las variables de salida con los esfuerzos de corte obtenidos de los ensayos.

Las predicciones del comportamiento de la goma mediante el modelo difuso se ajustaron muy bien a los datos experimentales. Los resultados mostraron que un modelo difuso puede predecir el comportamiento de la goma de gran amortiguamiento con un alto grado de precisión.

4 MODELO DIFUSO DEL COMPORTAMIENTO DE BARRAS DE CuZnAl ENSAYADAS A TRACCIÓN

4.1 Introducción

En el presente capítulo se modela mediante las rutinas de MATLAB que utiliza sistemas de inferencia adaptables neuro-difusos (ANFIS), el comportamiento de barras de CuZnAl laminadas y extruidas, caracterizadas por Saavedra (2007) [1] y Vera (2007) [2] respectivamente.

Con el objetivo de clasificar los datos y determinar cuáles son las variables que más influyen en el comportamiento de las barras de CuZnAl, se realizó un análisis de sensibilidad en el cual se variaron los distintos parámetros que pueden incidir en el modelo difuso como son: Numero de funciones de pertenencia, cantidad de veces que se debe iterar, variables de entrada más influyentes, entre otros. Los datos utilizados para este análisis fueron los generados experimentalmente por Saavedra [1].

Una vez clasificados los datos de entrenamiento, y determinados los parámetros más influyentes, se generaron dos sistemas de inferencia difusos FIS I y FIS II los cuales representan o modelan el comportamiento de barras de CuZnAl laminadas y extruidas respectivamente.

4.2 Selección de datos

4.2.1 Selección de datos de entrenamiento de FIS I de barras laminadas.

Saavedra [1] realizó 117 ensayos experimentales de los cuales siete corresponden a ensayos de barras traccionadas hasta la rotura y 110 corresponden a ensayos de tracción dinámica. Para la generación de los datos de entrenamiento (entiéndase entrenamiento, chequeo y validación) no se consideraron los ensayos de rotura ya que corresponden a datos aislados y no son representativos con respecto a los de tracción dinámica.

En la Figura 4.1 se muestra un ejemplo de un ensayo de tracción dinámica realizado por Saavedra. Como se puede apreciar, existen una serie de datos singulares, estos datos corresponden a singularidades al comienzo y final de cada ciclo de carga y descarga. Como estos datos no son representativos se optó por eliminarlos.

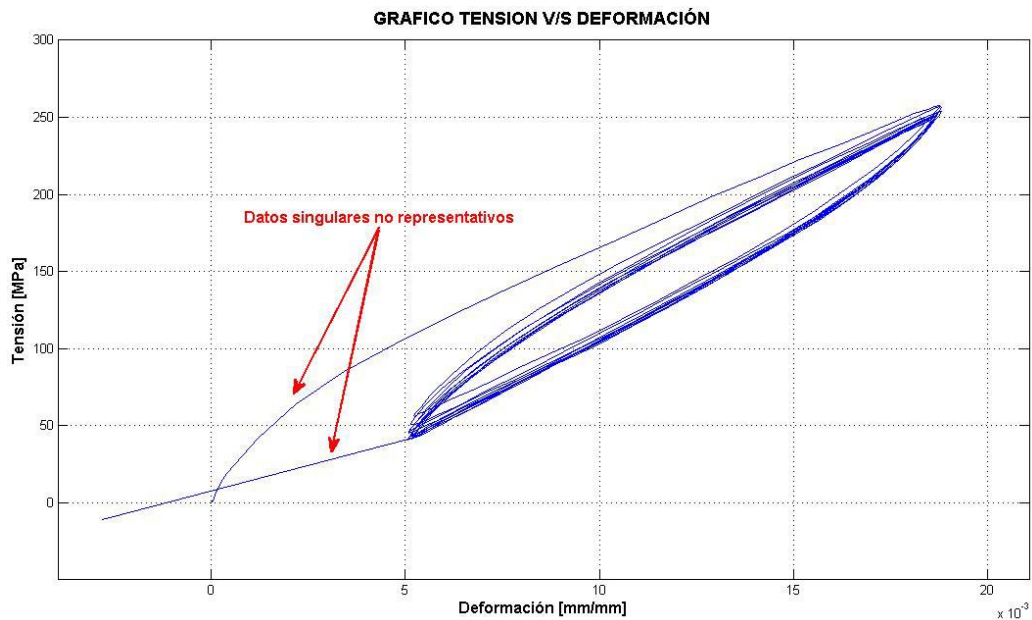


Figura 4.1: Grafico de tensión v/s deformación en donde se grafica el ensayo L5C3 (ver características del ensayo en anexo B).

En la Figura 4.2 se esquematiza una serie completa de ensayos realizados a una sola probeta. Como se puede apreciar, y tal como lo comenta Saavedra [1], siempre el primer ciclo de ensayo tuvo un comportamiento distinto al resto debido a que es necesario aplicar un “entrenamiento”. Por este efecto es que se decide eliminar el primer ensayo realizado a cada probeta.

Por otro lado, se eliminaron los datos de ensayos que tuvieron un comportamiento distinto al resto por problemas de agarre a las mordazas de la máquina de ensayo [1].

Finalmente, se cuenta con 87 ensayos los cuales suman un total de 32778 datos. Esta información es concatenada para generar el set de datos sobre el cual se trabaja durante el presente capítulo.

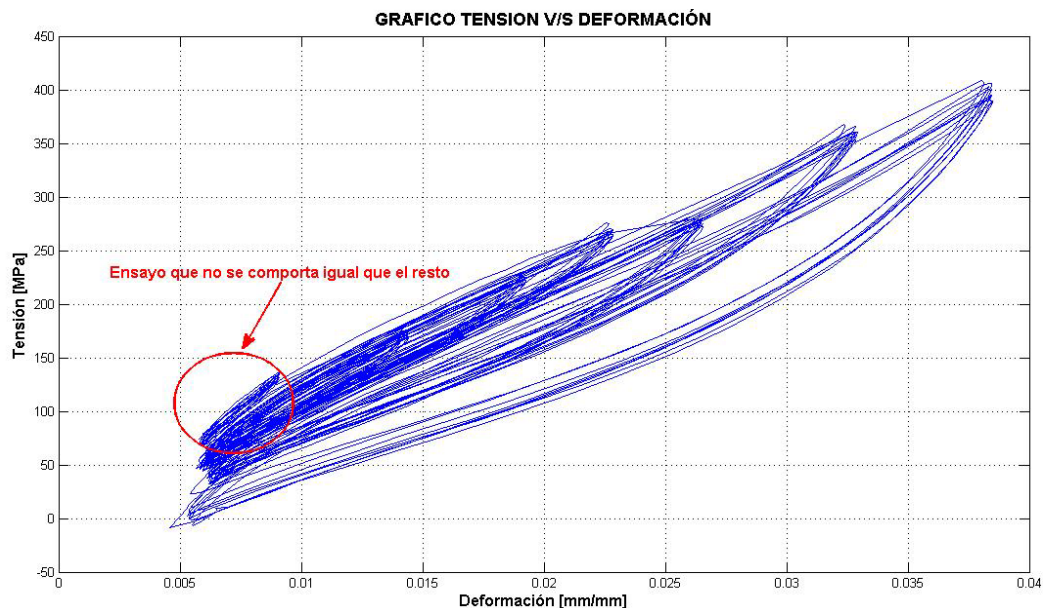


Figura 4.2: Ensayo de carga y descarga cíclica de la probeta L5A (ver características del ensayo en anexo B).

Originalmente este set de datos sólo contenía los registros de deformación y tensión por lo que fue necesario agregar nueva información como: Diámetro de la probeta, deformación máxima de ensayo y frecuencia de carga y descarga. En la Figura 4.4 se esquematizan los datos que serán utilizados como variables de entrada para la creación del modelo difuso que representa el comportamiento de barras laminadas ensayadas a tracción.

Al set de datos de la Figura 4.4 se agregó una nueva variable, la que corresponde a la tasa de deformación que se obtuvo derivando la deformación con una derivada de cuarto orden

hacia adelante (Ecuación 4-1). Antes de derivar fue necesario filtrar la deformación para no producir ruido en la señal y así obtener datos representativos.

$$\dot{x} = \frac{-25x_t + 40x_{t+1} - 36x_{t+2} + 16x_{t+3} + 3x_{t+4}}{12\Delta t} \quad 4-1$$

En la Figura 4.3 se muestra un ejemplo del efecto que produce en las curvas de la tasa de deformación el no filtrar los datos antes de aplicar la derivada. La curva más suave o curva de color azul corresponde a la derivada de la deformación después de haber filtrado los datos, la curva roja o curva con ruido corresponde a la que se obtuvo derivando sin haber filtrado la información.

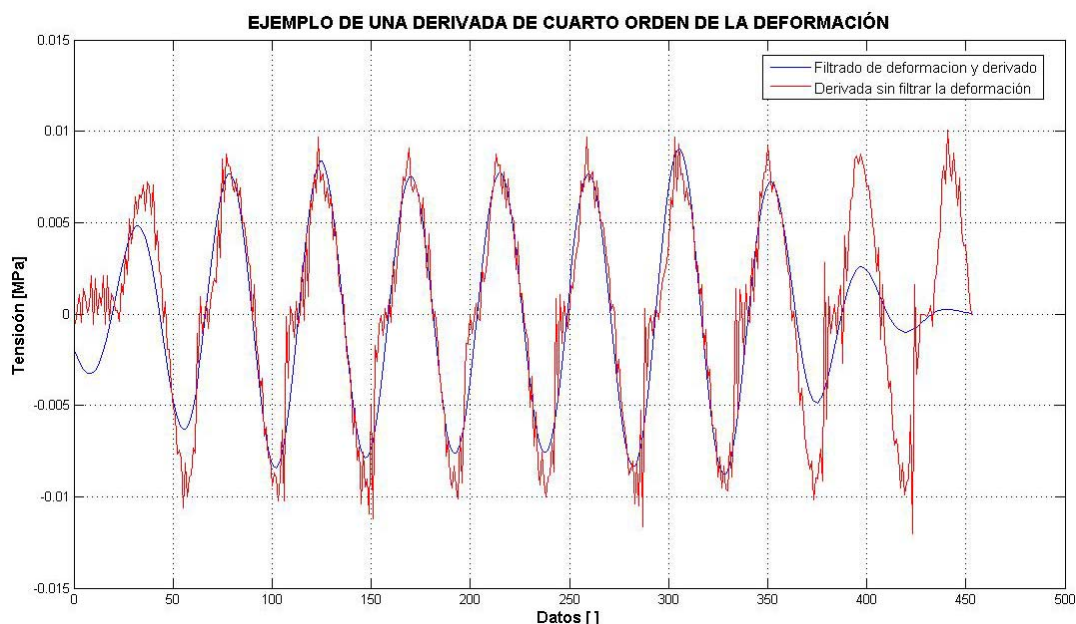


Figura 4.3: Efecto que produce en los datos no filtrar la deformación antes de derivar. (Ensayo L4C1, ver características del ensayo en anexo B).

Finalmente, en la Tabla 4.1 se resume el valor máximo y mínimo de cada variable que fue utilizada para generar el modelo difuso que representa el comportamiento de barras laminadas de CuZnAl ensayadas a tracción, en donde se consideraron como posibles variables de entrada la deformación, tasa de deformación, deformación máxima, diámetro de la probeta y frecuencia de ensayo, y como única variable de salida la tensión.

Tabla 4.1: Resumen de valores máximos y mínimos de las variables a considerar en el presente capítulo.

Variable	Unidad	Mínimo	Máximo
Deformación	[mm/mm]	-0.0005	0.0459
Tasa de def.	[1/s]	-0.1411	0.1403
Tensión	[MPa]	-50.141	449.8805
Def. Máxima	[mm/mm]	0.0011	0.0459
Diámetro	[mm]	3	6.5
Frecuencia	[Hz]	0.25	1
N°Ciclos	[]	10	10

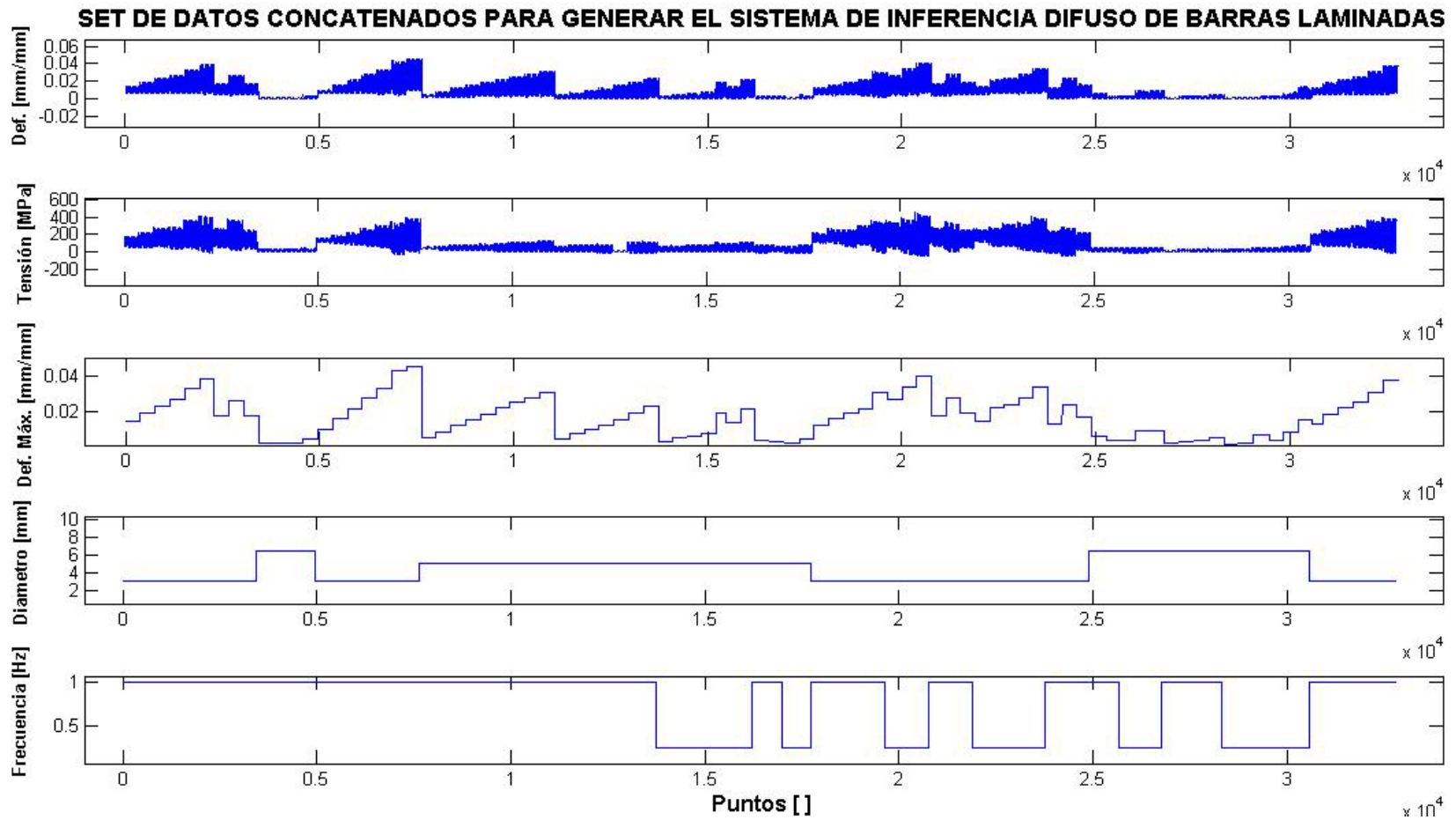


Figura 4.4: Set de datos de los ensayos de tracción dinámica realizados por Saavedra [1] de los cuales, además de eliminar datos erróneos, se ha eliminado el primer ciclo, el comienzo y el final de cada ensayo.

4.2.2 Selección de datos de entrenamiento de FIS II de barras Extruidas.

Vera [2] realizó 57 ensayos experimentales de los cuales tres corresponden a ensayos de barras traccionadas hasta la rotura y 54 corresponden a ensayos de tracción dinámica. Para la generación de los datos de entrenamiento, nuevamente no se consideraron los ensayos de rotura ya que corresponden a datos aislados y no son representativos con respecto a los de tracción dinámica.

Tal como lo muestra la Figura 4.5, en la mayoría de los ensayos existen datos al comienzo del ciclo que no son representativos, por lo que se optó por eliminar el tramo inicial de cada ensayo de tensión cíclica.

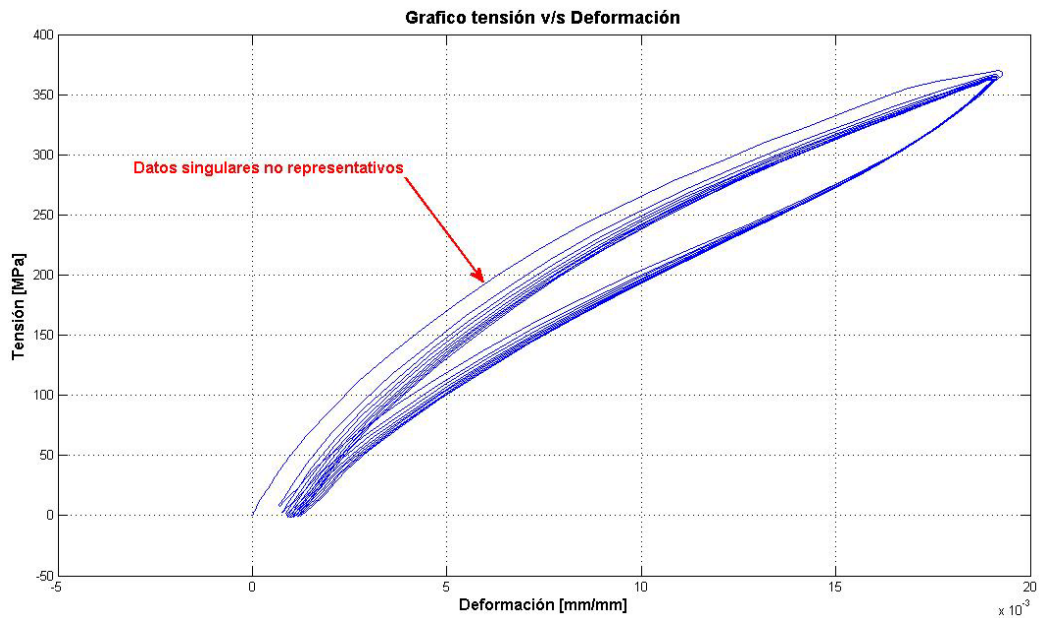


Figura 4.5: Gráfico de tensión v/s deformación en donde se grafica el ensayo AV0806 (ver características del ensayo en anexo B).

Por otro lado, existen cuatro ensayos que tienen valores que no corresponden al típico ciclo de carga y descarga de los ensayos. Claramente se puede deducir que hubo problemas con las mordazas, por que se optó por eliminar estos cuatro ensayos.

Finalmente, para realizar el entrenamiento del FIS II se utilizaron 50 ensayos, los cuales suman un total de 23234 puntos.

Originalmente, este set de datos sólo contenía los registros de deformación y tensión, por lo que fue necesario agregar nueva información, como: Temperatura ambiente, deformación

máxima de ensayo y frecuencia de carga y descarga. Además, se agregó una nueva variable la cual corresponde a la tasa de deformación, que se obtuvo derivando la deformación con la ecuación 4-1.

Finalmente, en la Tabla 4.2 se resume el valor máximo y mínimo de cada variable que fue utilizada para generar el modelo difuso que representa el comportamiento de barras extruidas de CuZnAl ensayadas a tracción dinámica. En la Figura 4.6 se esquematizan gráficamente estas variables, en donde se considera como posibles variables de entrada la deformación, tasa de deformación, deformación máxima, temperatura de la probeta y frecuencia de ensayo, y como única variable de salida la tensión.

Tabla 4.2: Resumen de valores máximos y mínimos de las variables utilizadas para el FIS II.

Variable	Unidad	Mínimo	Máximo
Deformación	[mm/mm]	-0.0012	0.0664
Tasa de def.	[1/s]	-0.1925	0.1905
Tensión	[MPa]	-138.27	639.1401
Def. Máxima	[mm/mm]	0.0027	0.0664
Temperatura	[°C]	13	50
Frecuencia	[Hz]	0.1	2
N°Ciclos	[]	5	21

SET DE DATOS CONCATENADOS PARA GENERAR EL SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO DE BARRAS EXTRUIDIDAS

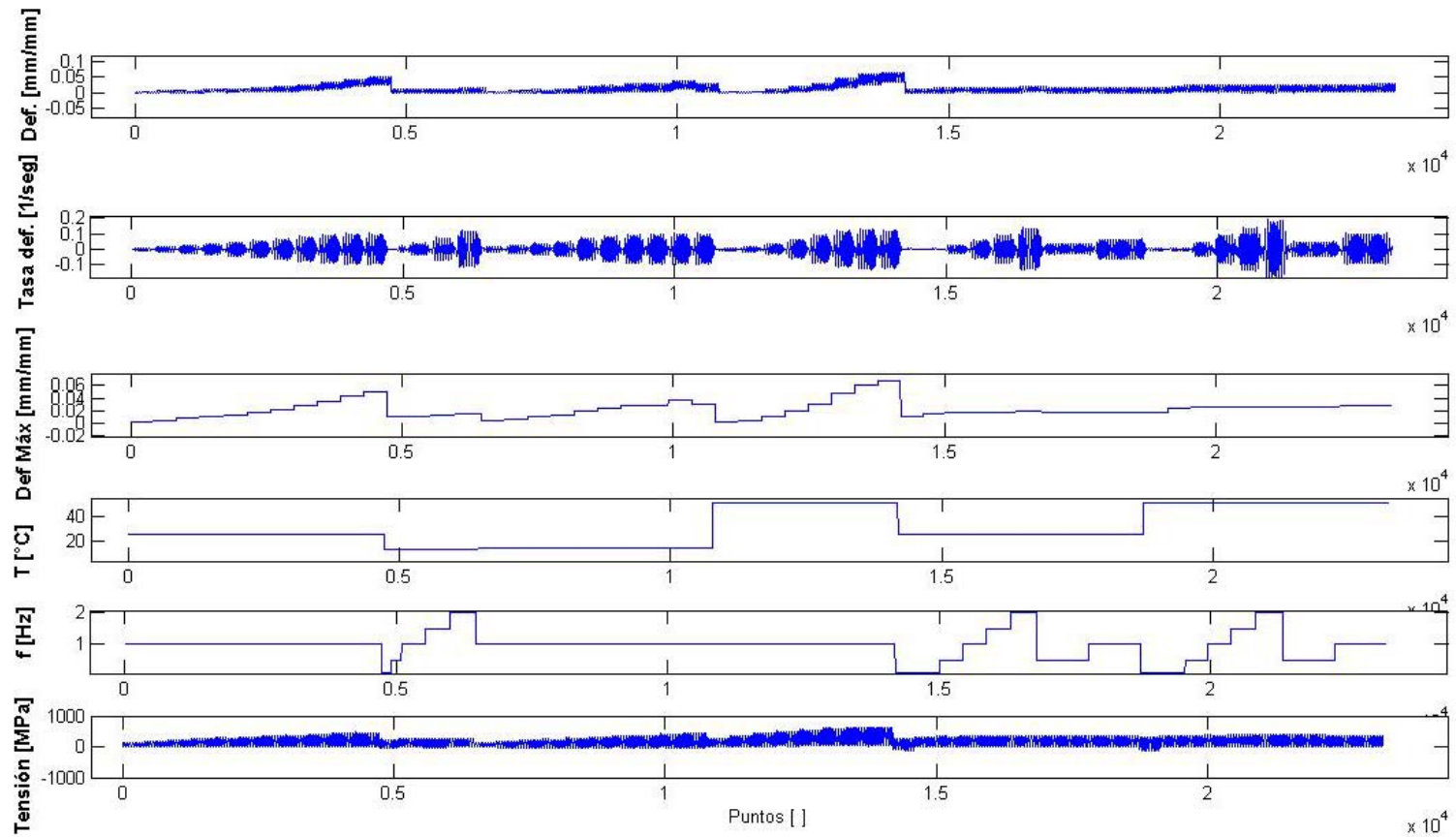


Figura 4.6: Set de datos de los ensayos de tracción dinámica realizados por Vera [2] de los cuales, además de eliminar datos erróneos, se ha eliminado el comienzo de cada ensayo.

4.3 Análisis de sensibilidad

Como se ha mencionado en los capítulos anteriores, cuando sólo se cuenta con datos experimentales para crear un modelo difuso, no es claro cuál es la relación que pueden tener las distintas variables que participan en éste. Tampoco se conoce la relación o la implicancia que tienen los parámetros que definen el modelo, como pueden ser la cantidad de funciones de pertenencia, el número de veces que se debe iterar, la cantidad de variables que son necesarias para generar un buen modelo, entre otros.

Para crear un modelo difuso o el sistema de inferencia difuso (FIS) es necesario utilizar la función *anfis* de MATLAB. Esta función tiene como argumentos distintas variables y parámetros los cuales se describen a continuación:

- Datos de entrenamiento.
- Datos de chequeo.
- Número de funciones de pertenencia.
- Forma de las funciones de pertenencia (gaussianas, triangulares, trapezoidales, etc.).
- Numero de iteraciones.
- Error objetivo (medido como el error cuadrático medio).
- Tamaño del paso de la iteración inicial.
- Tamaño del paso de la iteración de decremento.
- Tamaño del paso de la iteración de incremento.

Como se puede apreciar, a priori, son muchas las variables que influyen en la creación de un FIS. Para conocer la relación o el grado de influencia que pueden tener las distintas variables y parámetros que determinan un modelo difuso, se realizó un análisis de sensibilidad el que consistió en ir modificando de distintas maneras los parámetros y variables del modelo difuso.

Para realizar este análisis de sensibilidad sólo se consideran los datos de entrenamiento de Saavedra [1] ya que lo único que se busca es conocer la influencia o el comportamiento del modelo difuso al variar de distintas maneras los parámetros de éste.

4.3.1 Análisis de sensibilidad de los datos de entrenamiento.

Para esta primera etapa del análisis de sensibilidad se mantuvieron constantes los parámetros que se describen en la Tabla 4.3. La metodología que se siguió para determinar la influencia que tienen las distintas variables de entrada o input en el modelo difuso fue la siguiente: Se fue agregando una a una las variables de entrada al modelo manteniendo constante las demás variables y se determinó mediante el error de validación cuánto mejoraba el modelo al agregar o eliminar alguna variable, en donde para todos los efectos se utilizó el mismo ensayo para la validación del modelo difuso (ensayo "SL5A6", ver características del ensayo en anexo B). El error de validación se determina, al igual como lo determinó Escandar [5], con una medida cuantitativa que compara los resultados experimentales con los datos que predice el modelo difuso de acuerdo a la expresión de la ecuación 4-2.

$$E_e = \frac{\sigma_e}{\sigma_F} \quad 4-2$$

$$\sigma_e^2 = \int_0^T (F_{exp} - F_{pred})^2 dt \quad 4-3$$

$$\sigma_e^2 = \int_0^T (F_{exp} - \mu_F)^2 dt \quad 4-4$$

En donde μ_F es el promedio de la tensión predicha mediante el modelo difuso, F_{exp} corresponde a la tensión de los resultados experimentales de validación y F_{pred} es la tensión predicha por el modelo difuso.

En una primera etapa, para reducir el número de variables que pudieran influir en el modelo, sólo se consideraron ensayos realizados a 1Hz y probetas de 3mm.

Tabla 4.3: Parámetros que se mantienen constantes en la generación del FIS.

Parámetro	Valor
Tamaño del paso de la iteración inicial:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de decremento:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de incremento:	1.2
Tipo de función de pertenencia:	"gbellmf"
Numero de iteraciones (epoch):	200
Error máximo permitido :	0

4.3.1.1 Deformación como única variable de entrada.

En la Figura 4.7 se grafican los datos de validación junto con la predicción que entrega el modelo difuso al considerar como única variable de entrada la deformación. Como se puede apreciar, la predicción no presenta ningún parecido a los datos experimentales de validación más que el hecho de que la tensión sigue una tendencia creciente con la deformación, lo que indica que es insuficiente considerar sólo la deformación como variable de entrada.

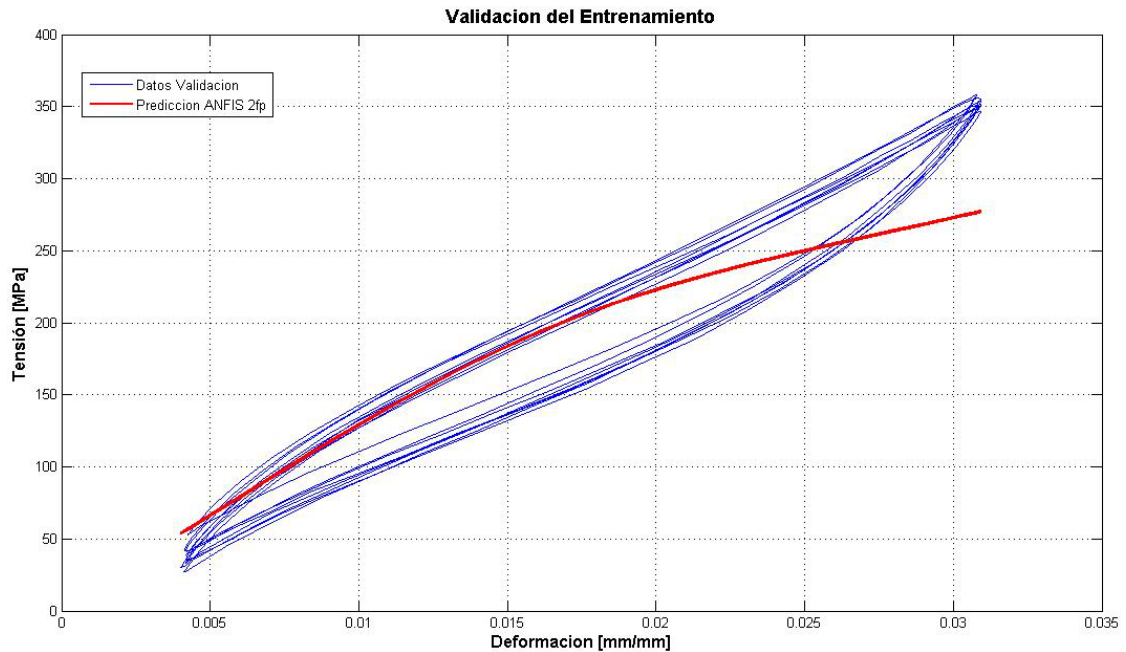


Figura 4.7: Curva de validación del modelo difuso en donde sólo se consideró la deformación como única variable de entrada.

4.3.1.2 Deformación y Tasa de deformación como input.

En la Figura 4.8 se muestra la curva de predicción que se obtiene al incluir la tasa de deformación como variable. Se puede apreciar que esta variable incorpora al modelo la discriminación que, para una misma deformación existen dos valores de tensión. Sin embargo aún es insuficiente considerar sólo dos variables de entrada al modelo, ya que la inclinación de la curva predicha es menor que la de los datos de validación y los valores máximos y mínimos no están representados.

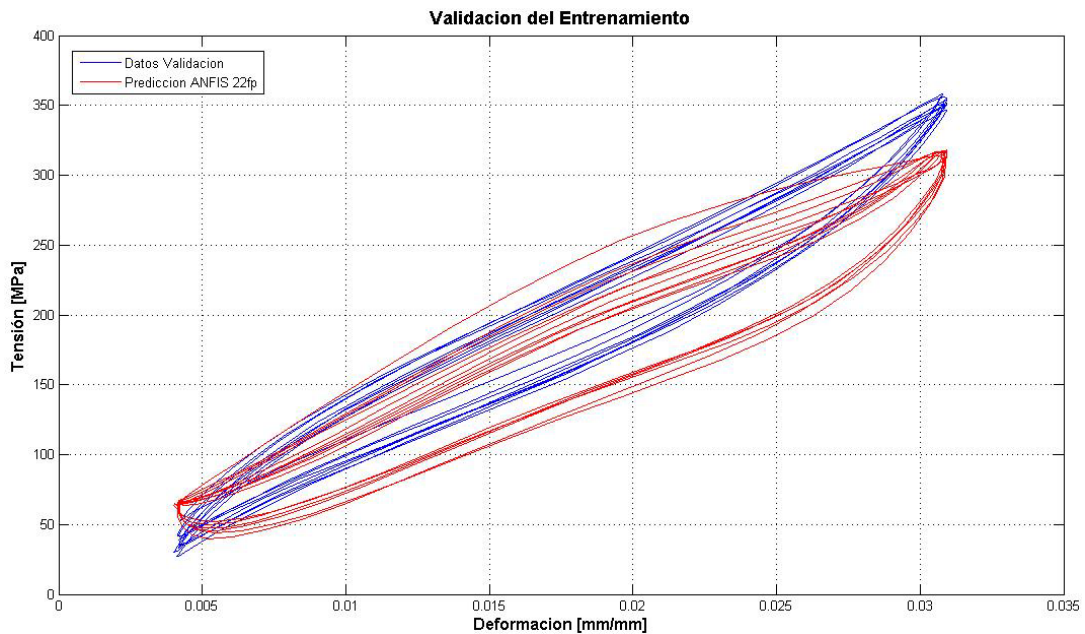


Figura 4.8: Curva de validación del modelo difuso en donde se consideró la deformación y la tasa de deformación como variables de entrada.

4.3.1.3 Deformación, Tasa de deformación y Deformación máxima como input.

Ya que se ha dejado constante tanto la frecuencia de ensayo como el diámetro de la probeta, éstas variables no son las responsables de la mala predicción, las únicas variables o parámetros que podrían influir en la predicción del modelo difuso son el número de funciones de pertenencia utilizada y la variable “deformación máxima”.

En la Figura 4.9 se muestra el efecto de modificar el número de funciones de pertenencia. Como se puede ver, el incorporar más o menos funciones de pertenencia no presenta cambios relevantes en la validación del modelo difuso, por lo que la única variable que podría estar influyendo es la deformación máxima.

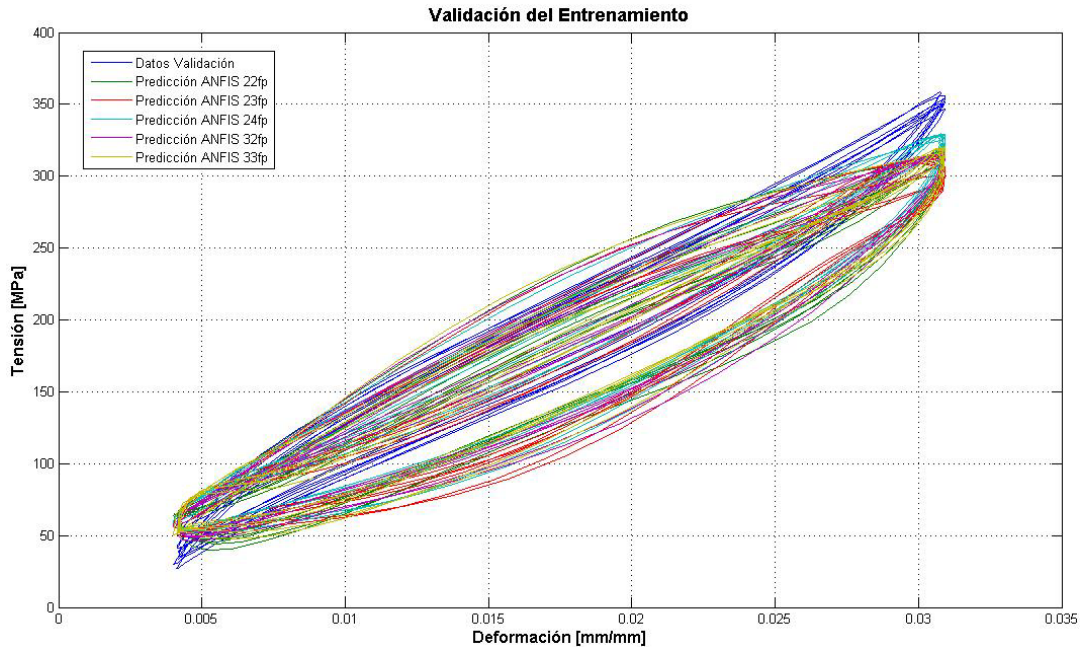


Figura 4.9: curvas de validación considerando como variables de entrada la deformación y la tasa de deformación. En donde se modifica la cantidad de funciones de pertenencia.

En la Figura 4.10 se muestra la curva de validación junto con la que predice *anfís* al considerar tres variables de entrada, la deformación, tasa de deformación y la deformación máxima. Al incluir esta tercera variable el modelo mejora considerablemente. Pero aún no se logra obtener un modelo óptimo.

Se realizaron distintas pruebas en las que se fue modificando el número de funciones de pertenencia. No se encontró mejoría en los resultados. La Tabla 4.4 resume las distintas pruebas que se realizaron en donde se muestra el error de validación, el cual fue calculado con la ecuación 4-2. El error de la prueba número uno corresponde al error de validación de la curva de la Figura 4.10.

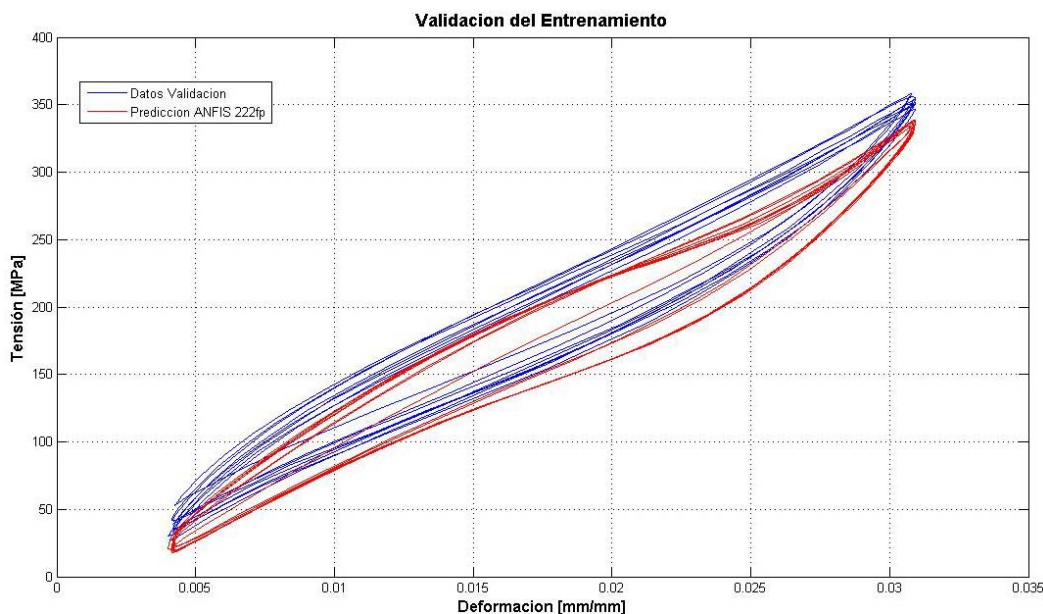


Figura 4.10: Curva de validación considerando como variables de entrada la deformación, tasa de deformación y la deformación máxima.

Tabla 4.4: Resumen de distintos modelos difusos en donde sólo se modificó el número de funciones de pertenencia y se conservaron las tres variables de entrada: Deformación, Tasa de deformación y la deformación máxima.

Prueba N°	N° de funciones de pertenencia			Error de validación
	Deformación	Tasa de def.	Def. máx.	
1	2	2	2	0.174
2	2	2	3	0.195
3	2	3	3	0.202
4	3	2	2	0.191
5	3	3	2	0.187
6	3	2	3	0.199
7	3	3	3	0.201
8	4	3	3	0.236
9	3	3	4	0.204

Hasta ahora se puede concluir que si se consideran sólo datos experimentales de probetas de 3mm ensayadas a 1Hz, el mejor modelo que describe el comportamiento de las barras laminadas de CuZnAl ensayadas a tracción dinámica corresponde al que considera tres variables de entrada las cuales son la deformación, la tasa de deformación y la deformación máxima. Además, el número de funciones de pertenencia no es determinante. Sin embargo el

que tiene el menor error de validación asociado es el que considera dos funciones de pertenencia para cada variable de entrada.

4.3.1.4 Inclusión del diámetro de la probeta y la frecuencia de ensayo.

En la Figura 4.11 se muestran las curvas de validación en donde, para observar la influencia que tiene la frecuencia de ensayo, se han considerado dos modelos difusos, en el primero se consideraron todos los datos para el entrenamiento en donde se utilizó la deformación, la tasa de deformación y la deformación máxima como variables. En el segundo modelo se agregó una nueva variable, la cual fue la frecuencia de ensayo. Como se puede apreciar en la Figura 4.11, el agregar esta nueva variable no produjo ninguna mejora en el modelo. De este efecto se desprende que no es necesario considerar la frecuencia de ensayo como una variable. Este fenómeno fue confirmado por Saavedra [1] al comentar que los resultados no dependen de la frecuencia de ensayo.

La afirmación anterior no es 100% válida, ya que el fenómeno visto en la Figura 4.11 se puede deber a la cantidad de datos que se tienen de distinta frecuencia y a la pobre variación de ellos, ya que sólo se tienen datos de 1Hz y 0.25Hz, de los cuales estos últimos alcanzan tan solo el 30% del total de datos.

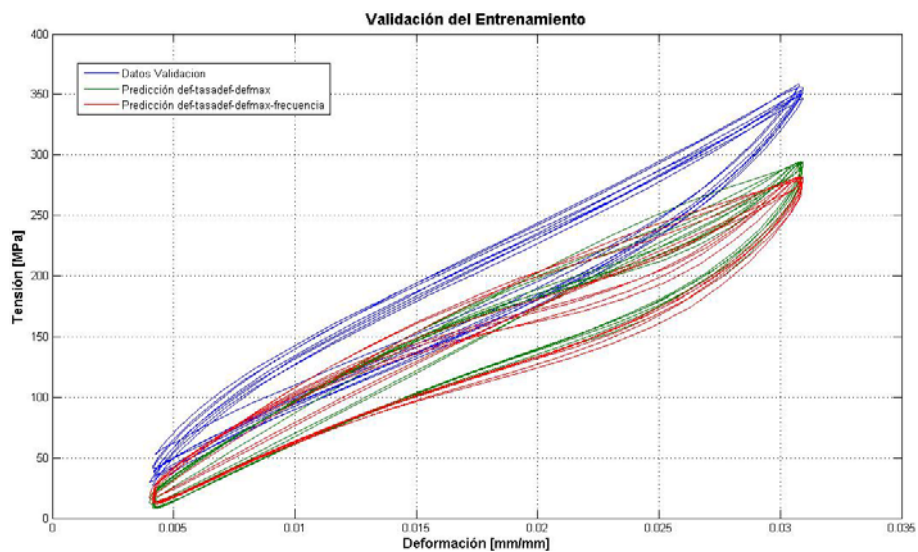


Figura 4.11: Curvas de validación en donde se incluye la frecuencia como variable de entrada.

A diferencia del caso anterior, si se incluye el diámetro de la probeta como variable los resultados son notablemente mejores. Tal como se muestra en la Figura 4.12, la curva que

incluye al diámetro de la probeta como variable se ajusta muy bien a la curva experimental de validación.

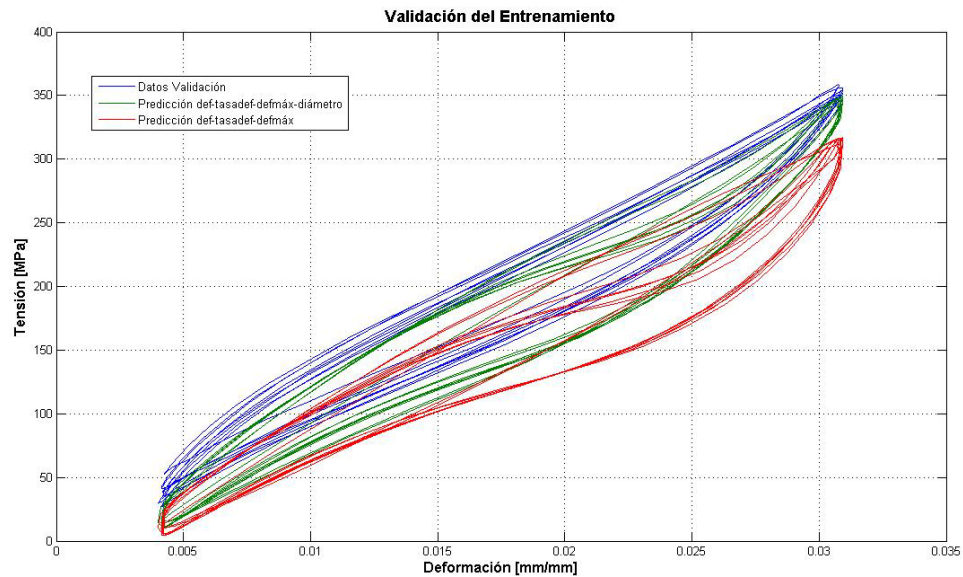


Figura 4.12: Curvas de validación en donde se incluye el diámetro como variable de entrada.

4.3.2 Análisis de sensibilidad de los datos de chequeo.

Hasta ahora los modelos difusos que se han utilizado, consideran que los datos de chequeo corresponden a los valores impares de los datos de entrenamiento. Esta consideración, que disminuye los datos de entrenamiento a la mitad, a primera vista podría interpretarse como un método que no ayuda a realizar un buen modelo difuso, ya que al ser datos tan cercanos a los de entrenamiento no permitirían generar una “desviación” suficiente al modelo generado por el entrenamiento para representar datos no utilizados en el mismo.

Para evaluar la influencia que pudiera tener el efecto de considerar de distintas maneras los datos de chequeo, se realizaron diez pruebas de modelos difusos en las que se fue variando la forma en que se consideran los datos de chequeo. Estos diez modelos mantuvieron las mismas tres variables de entrada del punto 4.3.1.3 (Deformación, tasa de deformación y deformación máxima), el mismo ensayo de validación, solo ensayos realizados a 1Hz, probetas de 3mm y los mismos parámetros de la Tabla 4.3.

En la Figura 4.13 se muestra, junto con los datos experimentales de validación (curva azul), las diez curvas generadas por los distintos modelos difusos. Se pueden apreciar dos que están claramente marcadas, la curva roja o la de menor pendiente corresponde a la generada por el modelo que consideró la segunda mitad de los datos de entrenamiento como datos de chequeo. La curva intermedia o de color Calipso, corresponde al resto de los casos los que consideraron datos intermedios para el chequeo. Claramente la curva que consideró datos intermedios generó un mejor modelo difuso. Además, se puede destacar que si se consideran datos impares, datos de 10 en 10, 20 en 20, etc. se obtienen los mismos resultados y así lo corrobora el error de validación mostrado en la Tabla 4.5. Es importante destacar que la cantidad de puntos de chequeo disminuyó considerablemente y aún así se siguió teniendo el mismo error de validación.

De este análisis se puede concluir que lo mejor es considerar datos intermedios para tomar los datos de chequeo, ya que si se consideran los datos pares o impares se reduce la cantidad de puntos a la mitad y siempre es mejor tener la mayor cantidad de puntos para entrenar el modelo difuso.

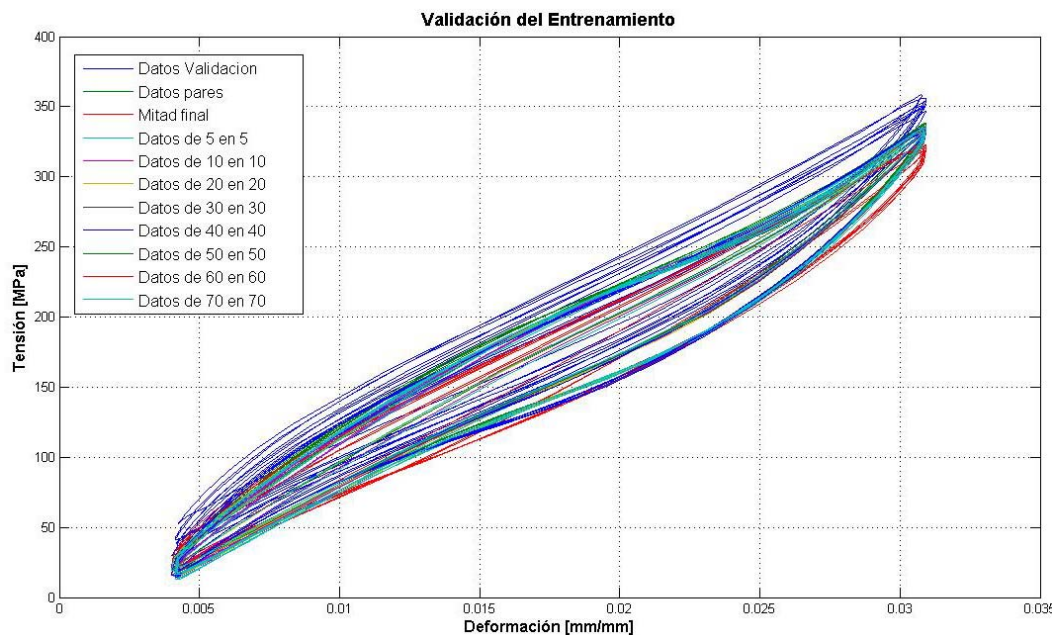


Figura 4.13: Diez modelos difusos en donde se fue variando la forma de elegir los datos de chequeo del modelo difuso.

Tabla 4.5: Resumen del error de validación de diez modelos difusos en donde se fue variando la forma de tomar los datos de chequeo.

Elección de los datos de chequeo	N° de datos		Error de validación
	Entrenamiento	Chequeo	
Segunda mitad	6047	6048	0.234
Datos impares	6047	6048	0.174
De cinco en cinco	9369	2419	0.206
De diez en diez	10540	1210	0.196
De veinte en veinte	11126	605	0.189
De treinta en treinta	11321	404	0.187
De cuarenta en cuarenta	11419	303	0.187
De cincuenta en cincuenta	11477	242	0.187
De sesenta en sesenta	11516	202	0.187
De setenta en setenta	11544	173	0.187

4.3.3 Efecto de modificar los parámetros de iteración del modelo difuso.

Hasta ahora, para analizar todos los casos de los puntos anteriores, se han mantenido constantes todos los parámetros que sirven para realizar la iteración o “epochs” de los modelos difusos, los cuales se resumieron en Tabla 4.3. Para observar cuál es el efecto que produce el modificar alguno de estos parámetros, se utilizó el modelo difuso que considera tres variables de entrada: Deformación, Tasa de deformación y Deformación máxima. Los datos para el entrenamiento correspondieron sólo a ensayos realizados a 1Hz y probetas de 3mm.

La metodología seguida fue la misma que se ha utilizado hasta ahora con el resto de las variables, la cual consiste en mantener constantes todas las variables y sólo modificar el parámetro o variable que se esté estudiando.

Las figuras 4.14, 4.15 y 4.16 muestran el efecto de modificar el paso inicial de la iteración, el paso del incremento y el paso de decremento, respectivamente. A primera vista se puede apreciar que la variación de estos parámetros no produce ningún efecto en los resultados. Sin

embargo, se produce un cambio en las funciones de pertenencia y en las curvas de error de los pasos de la iteración (ver figuras del anexo A).

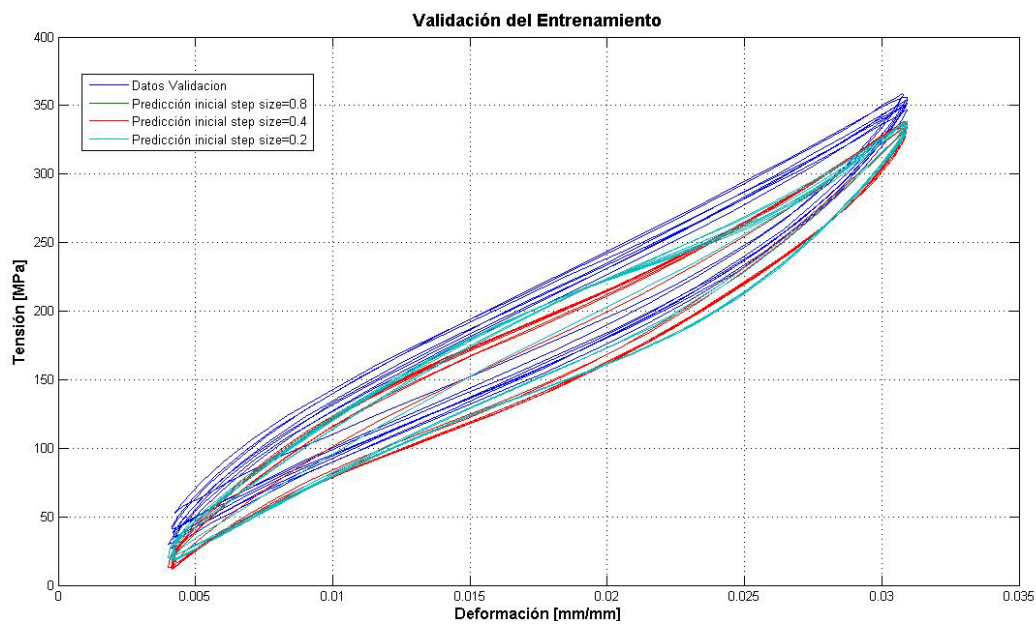


Figura 4.14: Efecto en el modelo predictivo al variar el paso inicial de iteración.

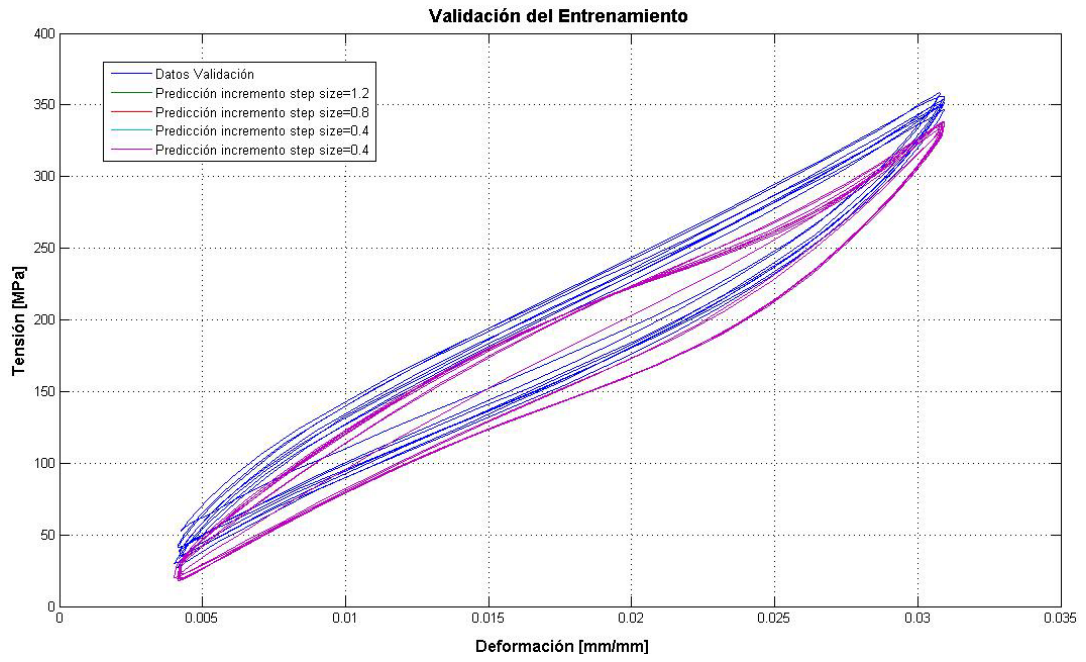


Figura 4.15: Efecto en el modelo predictivo al variar el incremento del paso de la iteración.

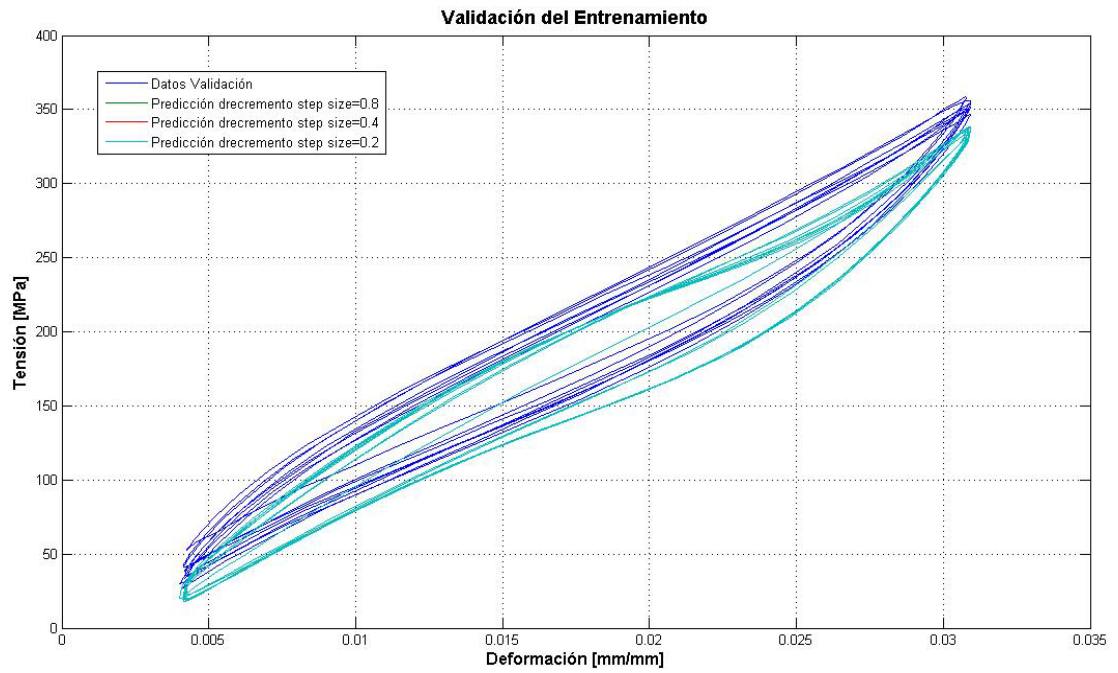


Figura 4.16: Efecto en el modelo predictivo al variar el decremento del paso de la iteración.

Obtener buenos parámetros de iteración depende de cada modelo. Un buen parámetro es el que permite reducir el error de entrenamiento en cada epoch. Por ejemplo: si el error de entrenamiento luego de una iteración comienza a aumentar y luego se mantiene constante, entonces es probable que disminuyendo el “inicial step size” se logre disminuir este error.

4.3.4 Comentarios.

De los análisis descritos más arriba, si bien no se utilizaron datos de Vera [2] para realizarlos, se pueden inferir las mismas conclusiones. Por otro lado, estas conclusiones sólo ayudan como guía para conocer la influencia de los distintos parámetros y variables en el modelo difuso, no son categóricas ya que un modelo difuso depende de muchas variables, las que no son independientes entre sí, por lo que obtener buenos resultados sólo se logra mediante prueba y error.

4.4 FIS I, Modelo difuso de barras laminadas ensayadas a tracción dinámica.

En este apartado se genera un sistema de inferencia difuso que representa el comportamiento de barras de CuZnAl laminadas ensayadas a tracción dinámica. La selección de los datos de entrenamiento ya fue realizada en 4.2.1.

Se consideraron cuatro variables de entrada las cuales son: Deformación, tasa de deformación, deformación máxima y diámetro de la probeta. Se ha visto que es bueno contar con un rango de variables de entrada del mismo orden de magnitud, por lo que se optó por normalizar el diámetro de la probeta de [mm] a [m]. La forma de seleccionar los datos de chequeo fue extraer los puntos de 15 en 15 de los datos de entrenamiento. La Tabla 4.6 resume la totalidad de datos experimentales para la generación del sistema de inferencia difuso FIS I.

Tabla 4.6: Rango de variables y cantidad de puntos utilizados para el modelo en FIS I.

Variables	Minimos	Maximos	N° puntos para Entrenamiento	N° puntos para Chequeo	N° puntos para Validación
Deformación [mm/mm]	-0.0005	0.0459	32396	2160	382
Tasa de def [1/s]	-0.1411	0.1403			
Def. Máx [mm/mm]	0.0011	0.0459			
Diámetro prob.[m]	0.003	0.0065			
Tensión [Mpa]	-50.141	449.8805			

4.4.1 Parámetros de FIS I

Como ya se mencionó anteriormente el FIS I, que se creó para modelar el comportamiento de las barras laminadas, está compuesto por sólo una variable de salida (fuerza) y cuatro variables de entrada (deformación, tasa de deformación, deformación máxima y diámetro de la probeta). La Tabla 4.7 resume la totalidad de propiedades que se utilizan para generar el primer modelo en ANFIS, donde se puede destacar que se han definido un total de 8 funciones de pertenencia para las variables de entrada, las cuales son del tipo "gbellmf". El método de defusificación² utilizado es el de los promedios ponderados.

La función "gbellmf" es una función de distribución con forma de campana de Gauss, la cual queda definida por tres parámetros mediante la siguiente expresión:

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}}$$

² Es la manera en la que se obtiene la variable de salida (tensión) del modelo

Tabla 4.7: Propiedades del sistema de inferencia inicial FIS I creado.

Parámetro	Valor
Tipo de sistema :	Sugeno
N° de variables de entrada:	4
	Deformación [mm/mm]
	Tasa de def. [1/s]
	Def. máx [mm/mm]
	Diametro [m]
N° de variables de salida:	1
	Tensión [MPa]
N° de FP variables de entrada:	8
	2 para deformación
	2 para tasa de def.
	2 para def. máxima
	2 para diametro
Tipo de Funciones de pertenencia (FP):	"gbellmf"
N° de reglas difusas:	16
Metodo "Y":	Producto
Metodo "O":	Maximo
Metodo de implicancia:	Producto
Metodo de agregación de reglas:	suma
Metodo de dedifusificación:	Promedio ponderado
Tamaño del paso de la iteración inicial:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de decremento:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de incremento:	1.2
Tipo de función de pertenencia:	"gbellmf"
Numero de iteraciones (epoch):	300
Error máximo permitido :	0

4.4.2 Resultados de FIS I

La Figura 4.17 muestra las funciones de pertenencia antes y después del proceso de entrenamiento. A primera vista se puede apreciar que estas curvas no sufrieron modificación luego del entrenamiento. Este fenómeno induce a pensar que no se realizó el proceso de entrenamiento. Sin embargo, en la Figura 4.18 se prueba lo contrario, pues se puede apreciar que inicialmente el error de entrenamiento tiene un ascenso en las primeras iteraciones y luego decrece para estabilizarse en 21MPa.

La forma de las funciones de pertenencia finales depende mucho de la cantidad que se considera y de los parámetros de iteración utilizados. Pero como se probó en 4.3, no afecta al modelo final. Lo que realmente importa es que la forma de la curva de error de la Figura 4.18 sea creciente inicialmente y luego descienda hasta estabilizarse o idealmente que sea cero.

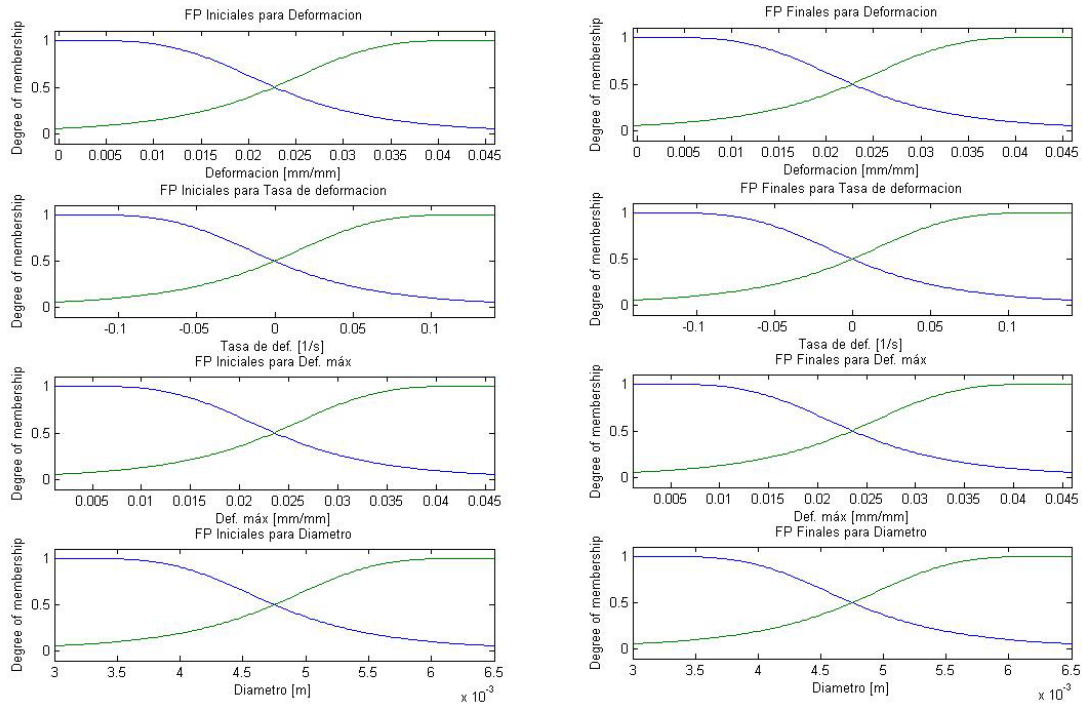


Figura 4.17: Funciones de pertenencia antes y después del entrenamiento de FIS I

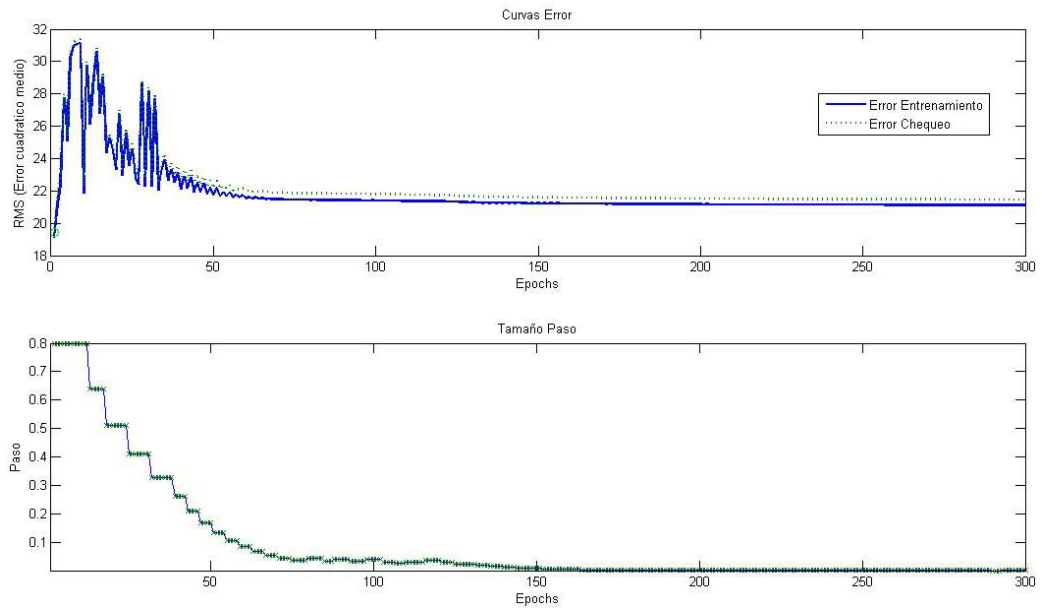


Figura 4.18: Curvas de variación del error y curvas de decremento del paso para cada iteración.

En las figuras 4.19, 4.20 y 4.21 se esquematizan las superficies generadas por el modelo difuso FIS I con los datos de entrenamiento, en donde se muestran las distintas relaciones que tiene la variable de salida “Tensión” con sus respectivas variables de entrada.

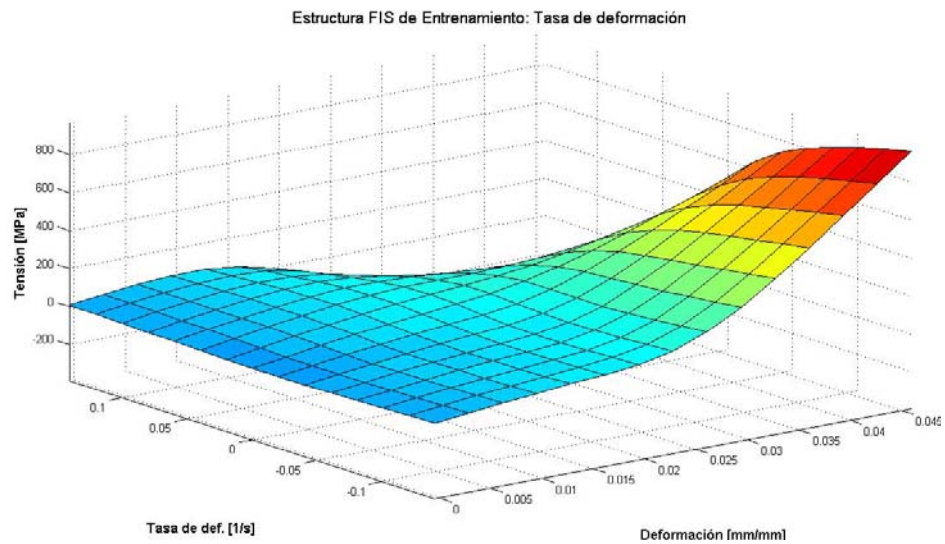


Figura 4.19: Tensión v/s Deformación v/s Tasa de deformación. Datos de entrenamiento.

Estructura FIS de Entrenamiento: Diámetro

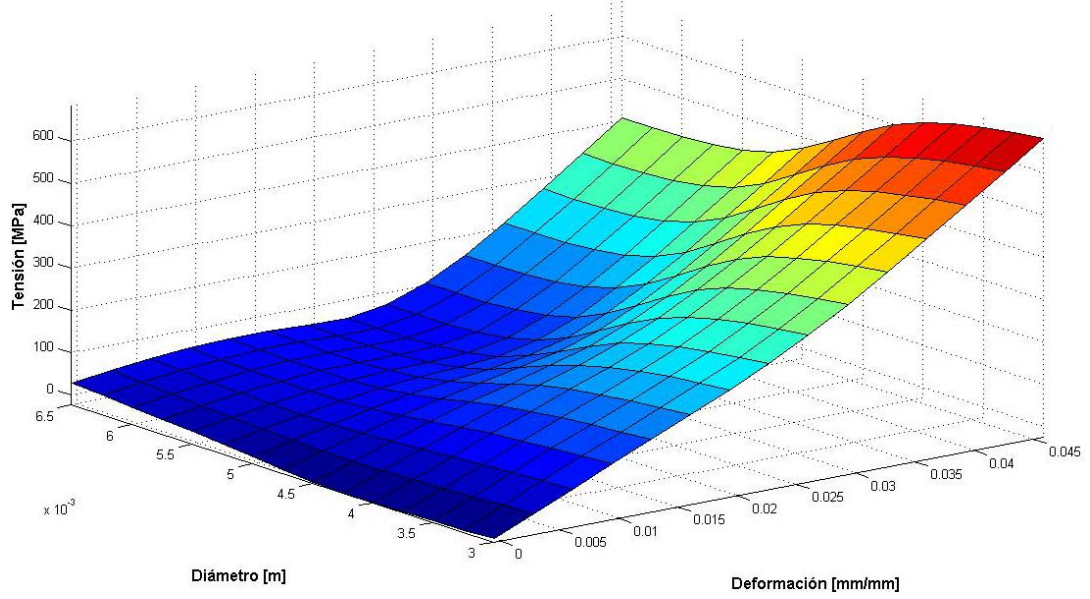


Figura 4.20: Tensión v/s Deformación v/s Diámetro. Datos de entrenamiento.

Estructura FIS de Entrenamiento: Def. max.

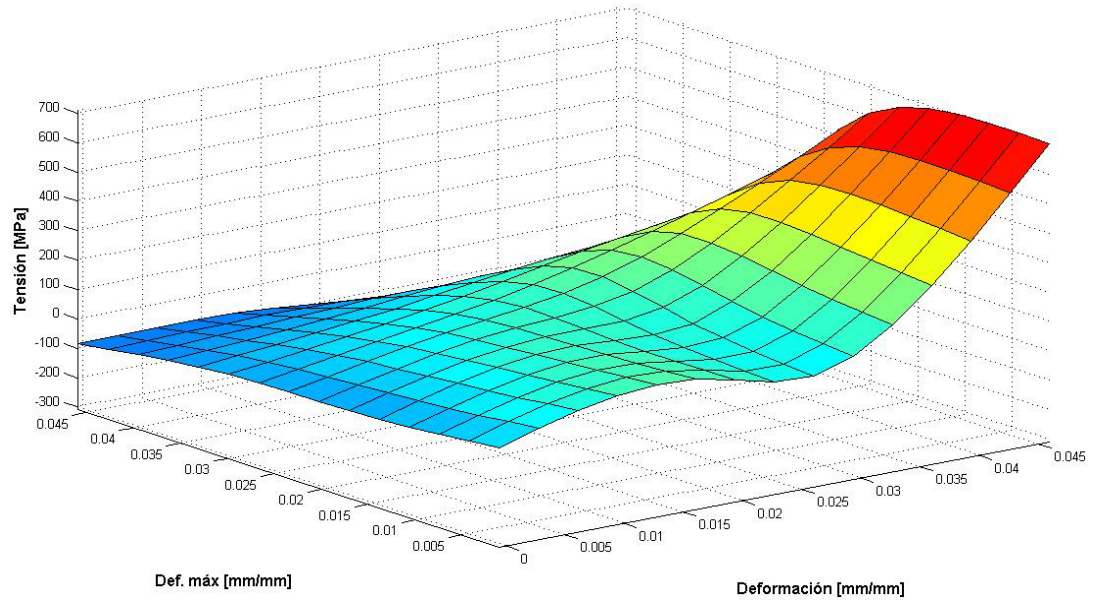


Figura 4.21: Tensión v/s Deformación v/s Deformación máxima. Datos de entrenamiento.

4.4.3 Validación de FIS I.

Para determinar si el modelo FIS I predice de buena manera el comportamiento de barras laminadas ensayadas a tracción dinámica, es necesario validar el modelo con datos experimentales que no participaron en el proceso de entrenamiento.

El error de validación calculado con la ecuación 4-2 fue de 0.19, que si se compara con Reyes [7] que tuvo errores del orden de 0.2, es similar.

En la Figura 4.22 se muestra la tensión predicha y experimental de la probeta utilizada para la validación. Se observa que en los valores inferiores extremos no se obtiene una buena predicción, esto se debe a que generalmente el modelo difuso se comportó mejor en torno a valores centrales de las variables de entrada o con baja dispersión en torno al promedio.

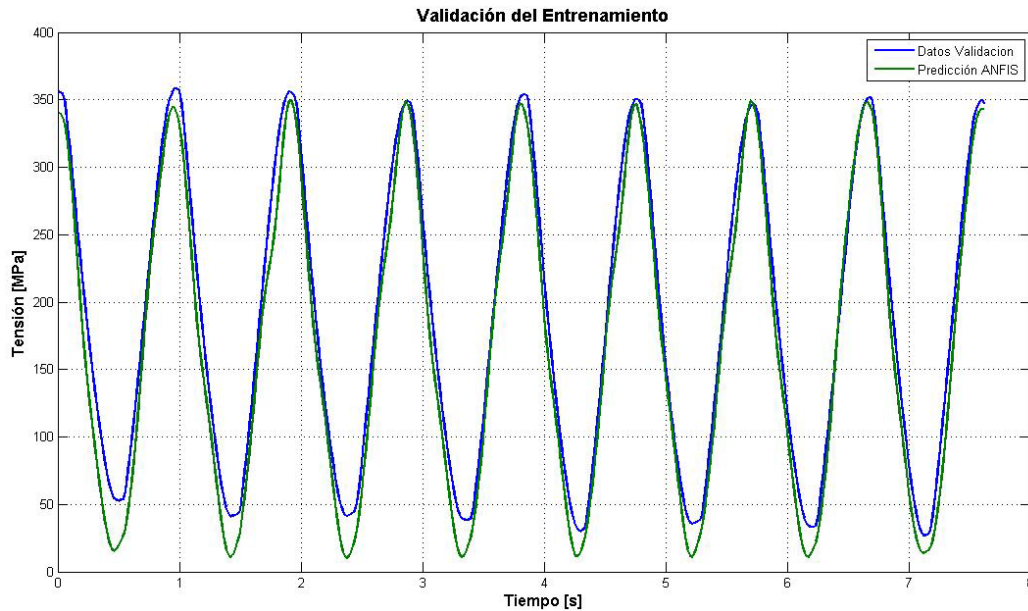


Figura 4.22: Curva tensión v/s Tiempo de datos de validación y datos predichos.

Sin embargo, como se aprecia en las figuras 4.23 y 4.24 se obtuvo un buen modelo predictivo. Ya que generalmente lo más importante es poder representar las tensiones máximas y tal como la muestra la Figura 4.23 esto se logra.

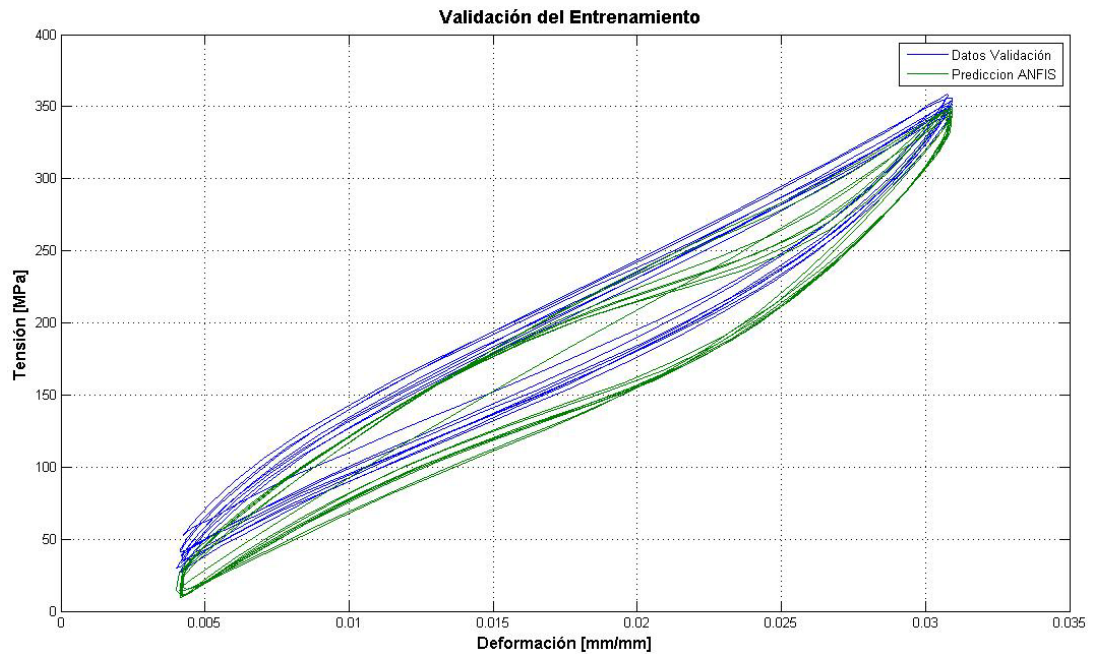


Figura 4.23: grafico tensión v/s Deformación de datos de validación y de datos predichos por FIS I.

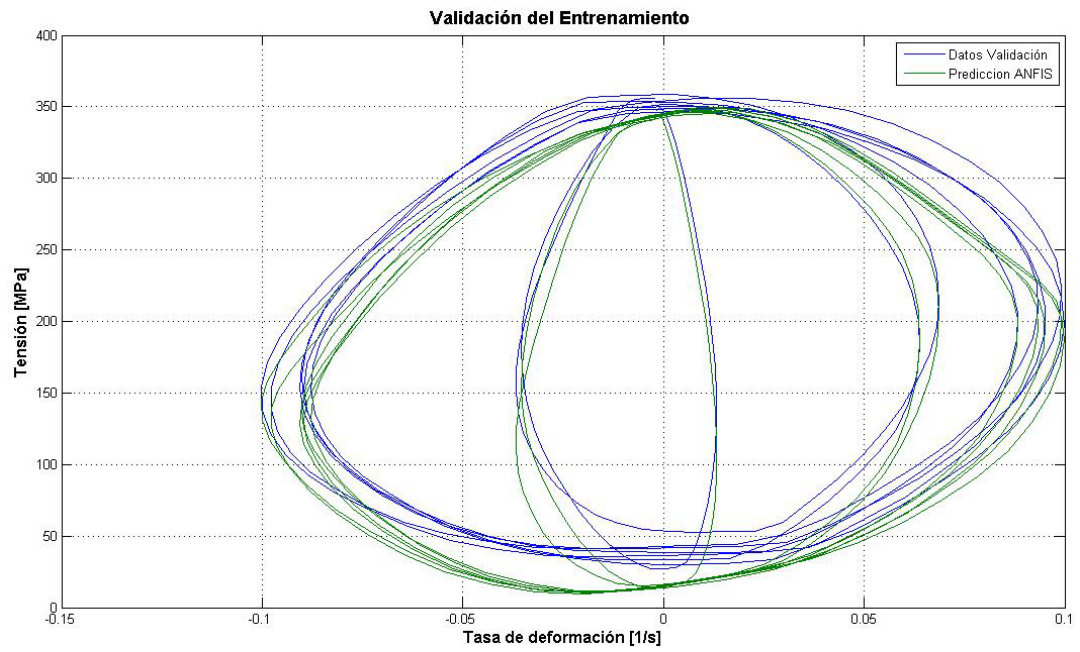


Figura 4.24: grafico tensión v/s Tasa de deformación de datos de validación y de datos predichos por FIS I.

4.5 FIS II, Modelo difuso de barras Extruidas ensayadas a tracción dinámica.

En este apartado se generó un sistema de inferencia difuso que representa el comportamiento de barras de CuZnAl extruidas ensayadas a tracción dinámica. La selección de los datos de entrenamiento ya fue realizada en 4.2.2.

Nuevamente, al igual que para el caso de barras laminadas, se consideraron cuatro variables de entrada, las cuales son: Deformación, tasa de deformación, deformación máxima y temperatura ambiente, y la forma de seleccionar los datos de chequeo fue extraer los puntos de 15 en 15 de los datos de entrenamiento. La Tabla 4.8 resume la totalidad de datos experimentales para la generación del sistema de inferencia difuso FIS II.

Tabla 4.8: Rango de variables y cantidad de puntos utilizados para el modelo en FIS II.

Variables	Minimos	Maximos	N° puntos para Entrenamiento	N° puntos para Chequeo	N° puntos para Validación
Deformación [mm/mm]	-0.0012	0.0664	22805	1521	429
Tasa de def [1/s]	-0.1925	0.1905			
Def. Máx [mm/mm]	0.0027	0.0664			
Temperatura [°C]	13	50			
Tensión [Mpa]	-138.27	639.1401			

4.5.1 Parámetros de FIS II

En la Tabla 4.9 se resume la totalidad de propiedades que se utilizaron para generar el modelo en ANFIS donde, como se puede ver coincidentemente no es muy diferente al utilizado por Saavedra esto se puede deber a la misma naturaleza del material.

Tabla 4.9: Propiedades del sistema de inferencia inicial FIS II creado.

Parámetro	Valor
Tipo de sistema :	Sugeno
N° de variables de entrada:	4
	Deformacion [mm/mm]
	Tasa de def. [1/s]
	Def. máx [mm/mm]
	Temperatura [C°]
N° de variables de salida:	1
	Tensión [MPa]
N° de FP variables de entrada:	8
	2 para deformación
	2 para tasa de def.
	2 para def. máxima
	2 para temperatura
Tipo de Funciones de pertenencia (FP):	"gbellmf"
N° de reglas difusas:	16
Metodo "Y":	Producto
Metodo "O":	Maximo
Metodo de implicancia:	Producto
Metodo de agregación de reglas:	suma
Metodo de dedifusificación:	Promedio ponderado
Tamaño del paso de la iteración inicial:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de decremento:	0.8
Tamaño del paso de la iteración de incremento:	1.2
Tipo de función de pertenencia:	"gbellmf"
Numero de iteraciones (epoch):	300
Error máximo permitido :	0

4.5.2 Resultados de FIS II

La Figura 4.25 muestra las funciones de pertenencia antes y después del proceso de entrenamiento. Se puede observar que una de las funciones de pertenencia finales de la deformación y la deformación máxima se mantuvo constante. Variando los parámetros de iteración y aumentando las funciones de pertenencia se puede cambiar la forma constante a una forma gaussiana como las demás funciones. Pero esto no afectó considerablemente al modelo difuso. Por otro lado, esta distribución de funciones de pertenencia generó el mejor modelo difuso por lo que se optó por mantener el modelo.

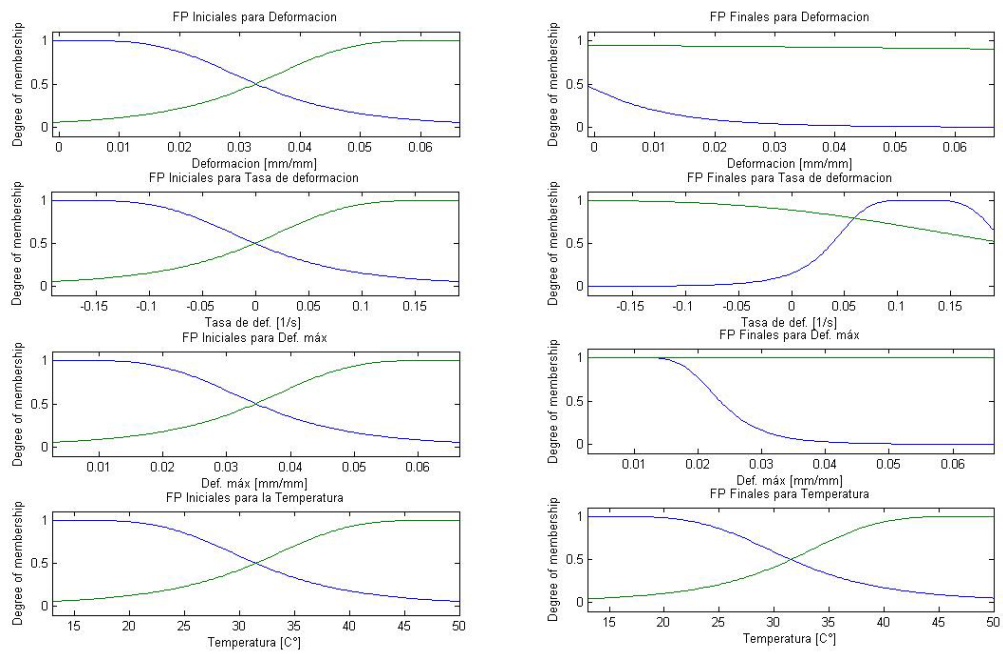


Figura 4.25: Funciones de pertenencia antes y después del entrenamiento de FIS II.

Nuevamente, en la Figura 4.26 se observa que el error se comportó de manera ascendente en una primera etapa de entrenamiento, para luego descender para estabilizarse en 21MPa.

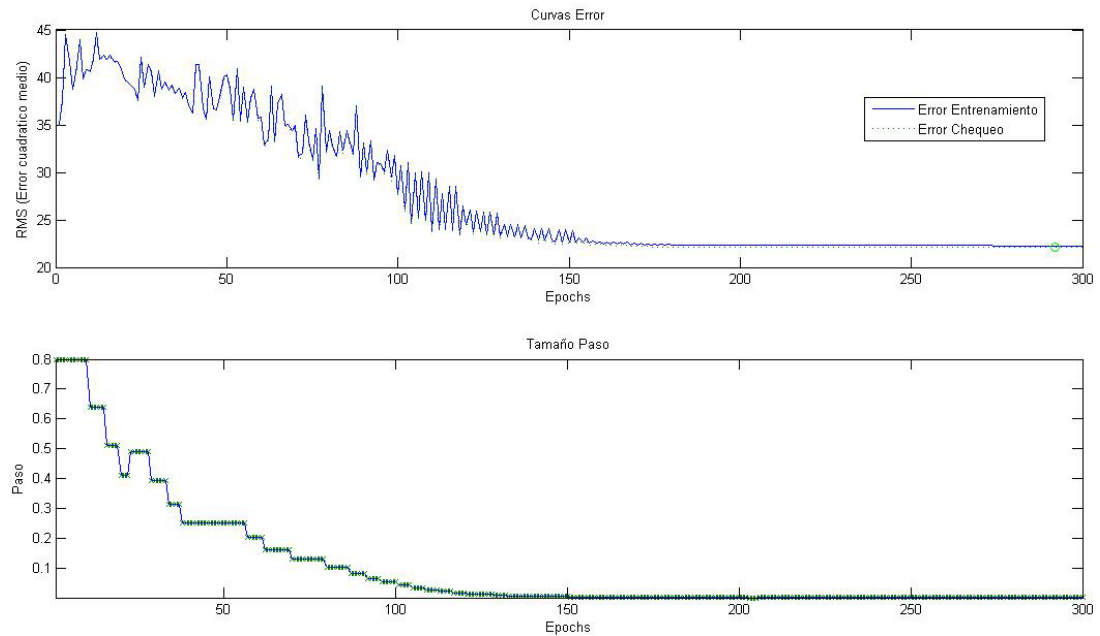


Figura 4.26: Curvas de variación del error y curvas de decremento del paso para cada iteración.

En las figuras 4.27, 4.28 y 4.29 se esquematizan las superficies generadas por el modelo difuso FIS II con los datos de entrenamiento, en donde se muestran las distintas relaciones que tiene la tensión con sus respectivas variables de entrada.

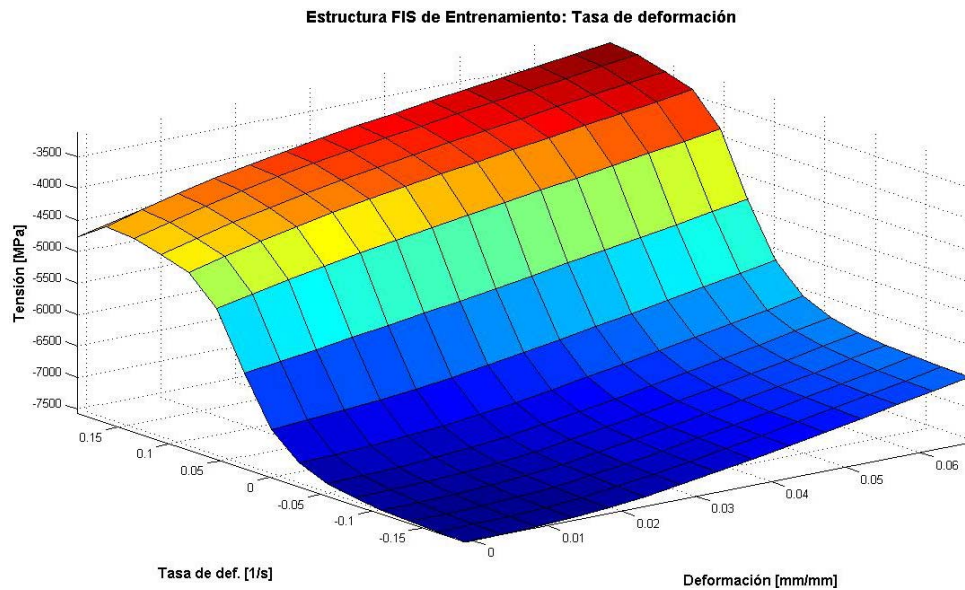


Figura 4.27: Tensión v/s Deformación v/s Tasa de deformación. Datos de entrenamiento.

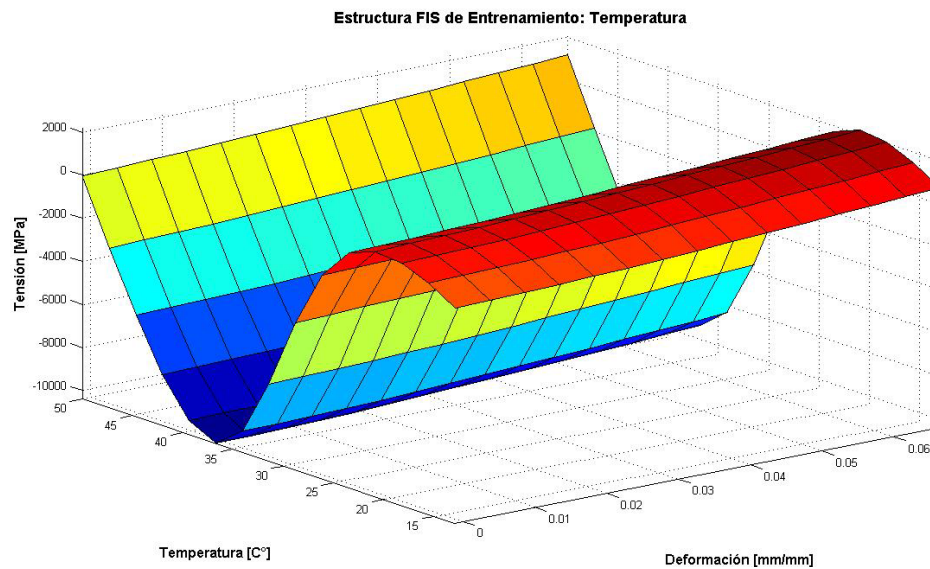


Figura 4.28: Tensión v/s Deformación v/s Temperatura. Datos de entrenamiento.

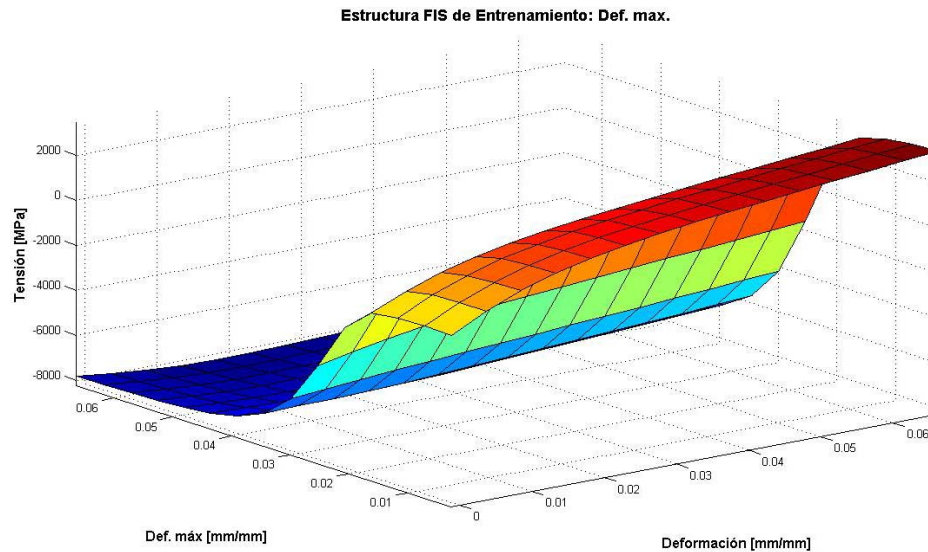


Figura 4.29: Tensión v/s Deformación v/s Deformación máxima. Datos de entrenamiento.

4.5.3 Validación de FIS II.

El error de validación calculado con la ecuación 4-2 fue 0.0742 que comparado con el 0.19 de FIS I es notoriamente mejor. Nuevamente, como lo muestra la Figura 4.30 se observa que los valores extremos no son representados de buena manera. Sin embargo, como lo corroboran las figuras 4.31 y 4.32, se obtuvo un buen modelo predictivo.

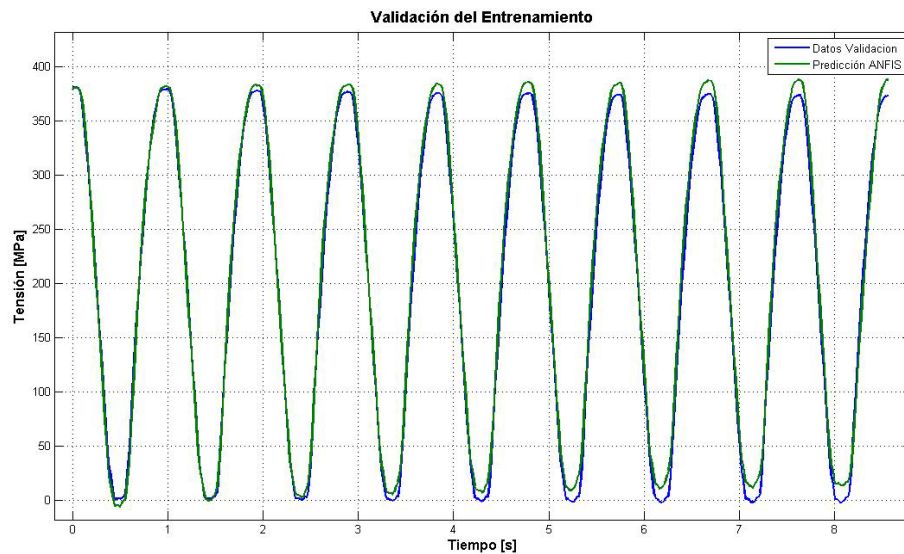


Figura 4.30: Curva tensión v/s Tiempo de datos de validación y datos predichos.

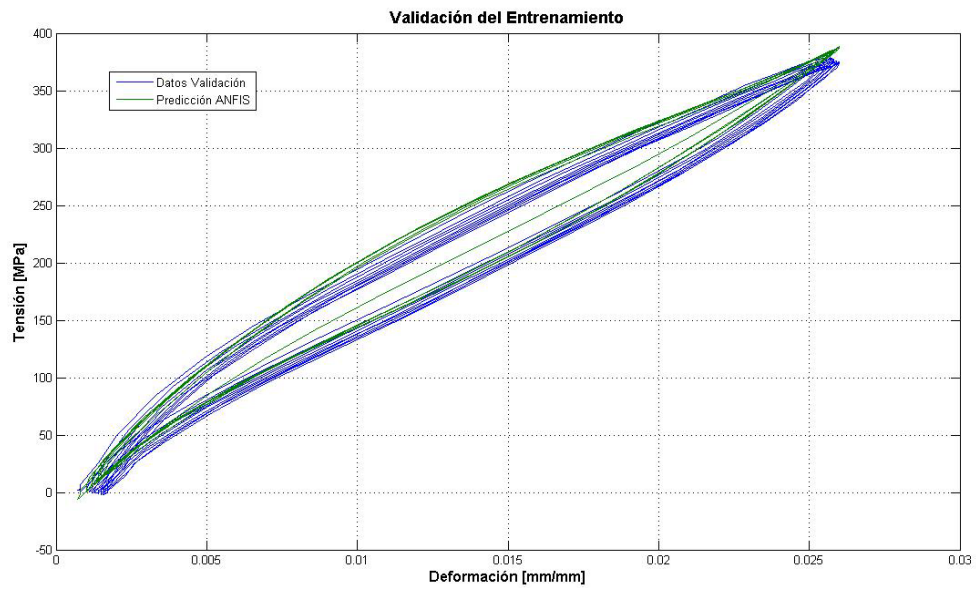


Figura 4.31: Grafico tensión v/s Deformación de datos de validación y de datos predichos por FIS II.

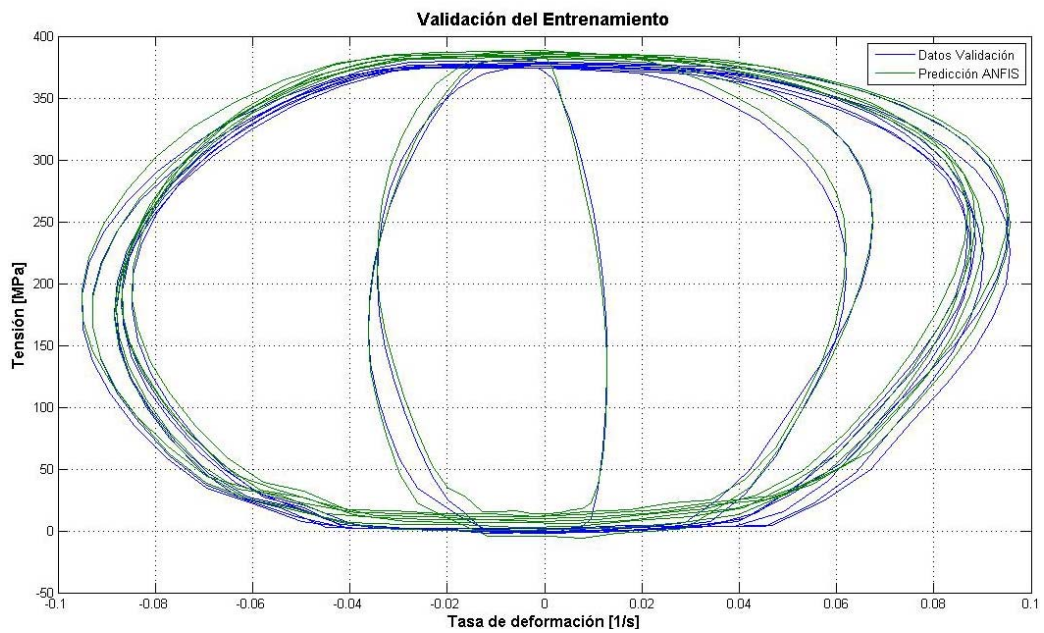


Figura 4.32: Grafico tensión v/s Tasa de deformación de datos de validación y de datos predichos por FIS II.

5 CONCLUSIONES

En el presente trabajo de título se modeló por medio de lógica difusa el comportamiento de barras de CuZnAl ensayadas a tracción utilizando sistemas de inferencia neuro-difusos y se identificaron los parámetros y variables que determinan la generación de un buen modelo difuso.

Si bien la cantidad de datos utilizados para entrenar el modelo difuso no fue grande, de todas maneras se pudo generar un modelo difuso aceptable. Esto se logró obteniendo datos representativos del fenómeno a analizar, lo que subraya la importancia de tener buenos datos experimentales para generar un modelo difuso representativo. Esto se corrobora con pruebas de modelos difusos que se realizaron previamente, en donde incluso se utilizó una mayor cantidad de datos y los resultados fueron desalentadores.

Junto con tener buenos datos experimentales, es importante identificar claramente las variables más influyentes en el comportamiento del fenómeno que se desea estudiar. Esto se probó con el hecho de que, si bien los ensayos experimentales se realizaron con distintas frecuencias, lo que podría indicar que es un variable importante para generar el modelo difuso, ésta no lo fue.

Una de las cosas más difíciles de determinar, fueron los parámetros de iteración y la cantidad de funciones de pertenencia, debido a que no existe una receta o “formula” que indique cuál es la mejor combinación de estos parámetros que determinan la generación de un buen modelo difuso. Sólo la experiencia y muchos ensayos de prueba y error pueden entregar el conocimiento para identificar estos parámetros.

Lo resultado del presente trabajo respecto a la elección de las distintas variables y parámetros que deben ser utilizadas para generar un buen modelo difuso se resumen a continuación:

- 1) Es recomendable seleccionar datos experimentales para el entrenamiento lo más representativos posible.

- 2) Cuando se cuenta con variables de entrada en las cuales los órdenes de magnitud son distintos, es recomendable “normalizarlas”, así por ejemplo si se tienen variables en [mm] las cuales son de gran magnitud entonces es mejor llevarlas a [m].
- 3) Se deben elegir los pasos de iteración o “step size” de manera que la curva de error tenga un comportamiento ascendente inicialmente y luego descendente hasta llegar al error mínimo.
- 4) No es recomendable utilizar datos de chequeo que no tengan relación alguna con los datos de entrenamiento. Es por esto que se deben elegir puntos intermedios de un mismo set de datos para clasificarlos de entrenamiento y chequeo.

La ventaja de utilizar sistemas de inferencia difusos para modelar distintos fenómenos, es que luego de obtenido el sistema de inferencia difuso, es muy sencilla su manipulación y uso, además de ser “liviano” desde el punto de vista de los recursos de memoria que utilizan en un computador, a diferencia de sofisticadas rutinas computacionales existentes.

Junto con ser “liviano” y fácil de usar, la generación de un sistema de inferencia difuso no es complicada, solo es necesario tener practica. Estos tres atributos lo hace un excelente recurso para ser aplicado en cualquier problema de Ingenia Civil.

5.1 Limitaciones y recomendaciones.

Dentro de las limitaciones que existe en este tipo de modelo utilizado para representar el comportamiento de distintos fenómenos, es que no es posible extrapolar resultados, es decir, el modelo difuso solo puede reproducir o modelar fenómenos en donde los datos de entrada se encuentren dentro del rango de valores que fueron utilizados en el proceso de entrenamiento.

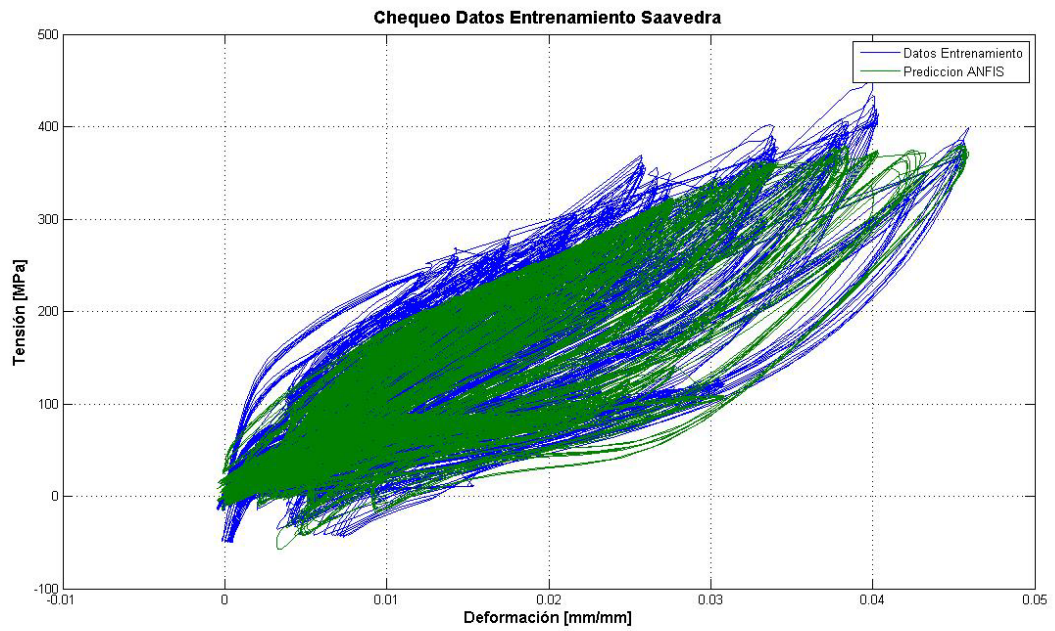
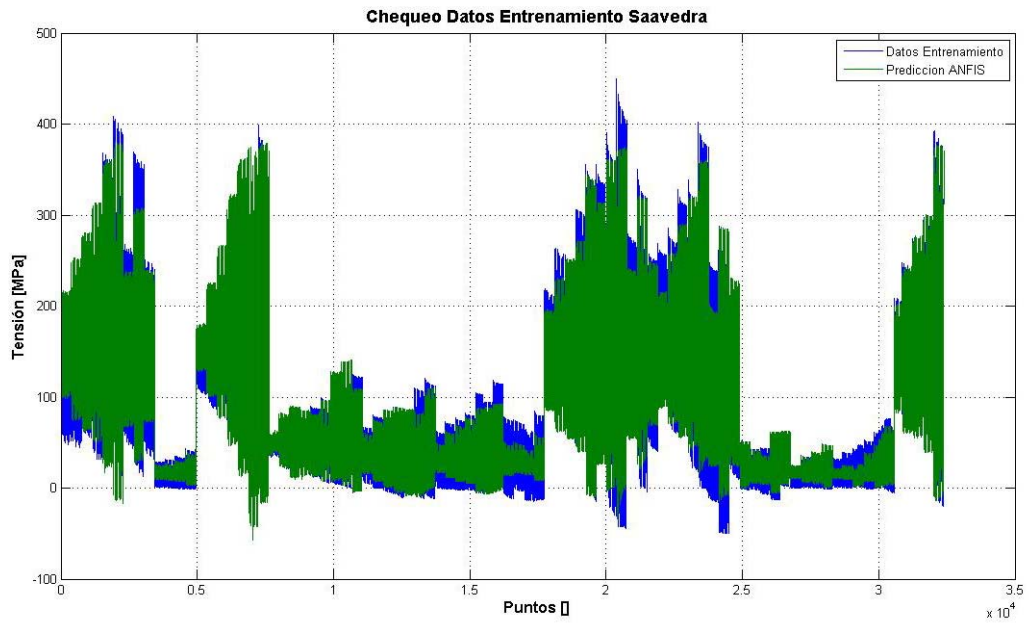
Por otro lado, es recomendable utilizar la mayor cantidad de información de ensayos experimentales para utilizarla en el proceso de entrenamiento del modelo difuso, y así contar con una amplia gama de datos que permitirán modelar un mayor rango de fenómenos.

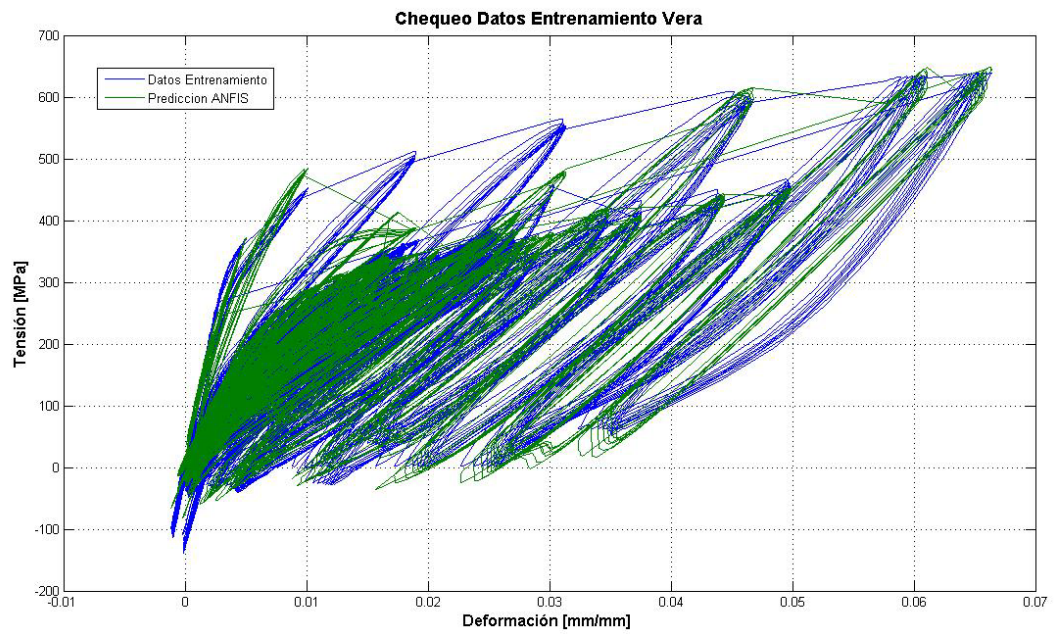
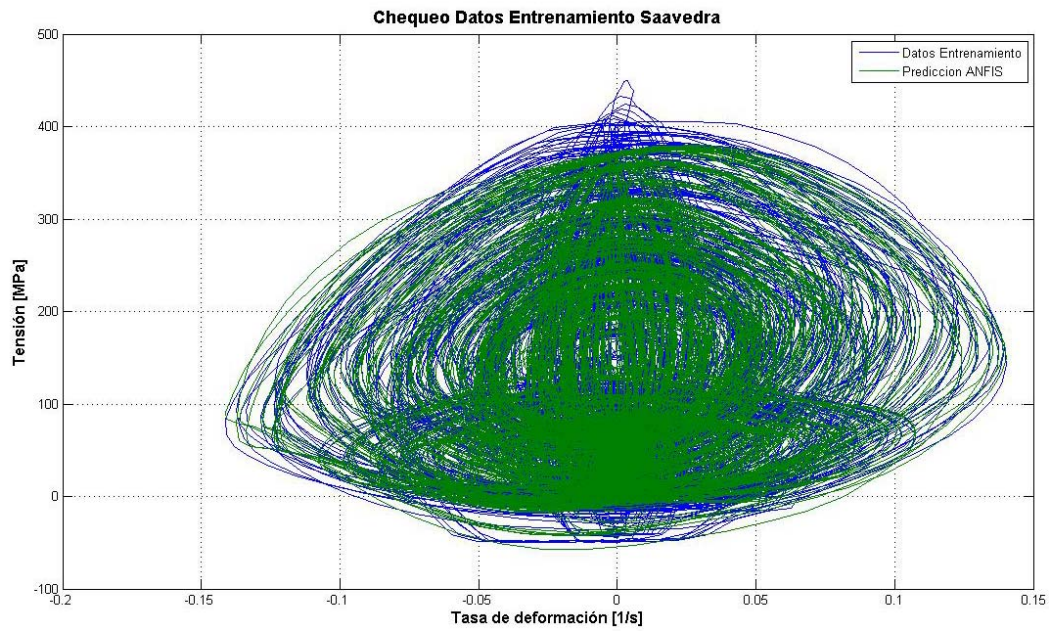
En general, el modelo difuso representa de mejor manera los fenómenos si es que se considera, para el entrenamiento, datos experimentales con valores que se encuentran dentro de mismo orden de magnitud.

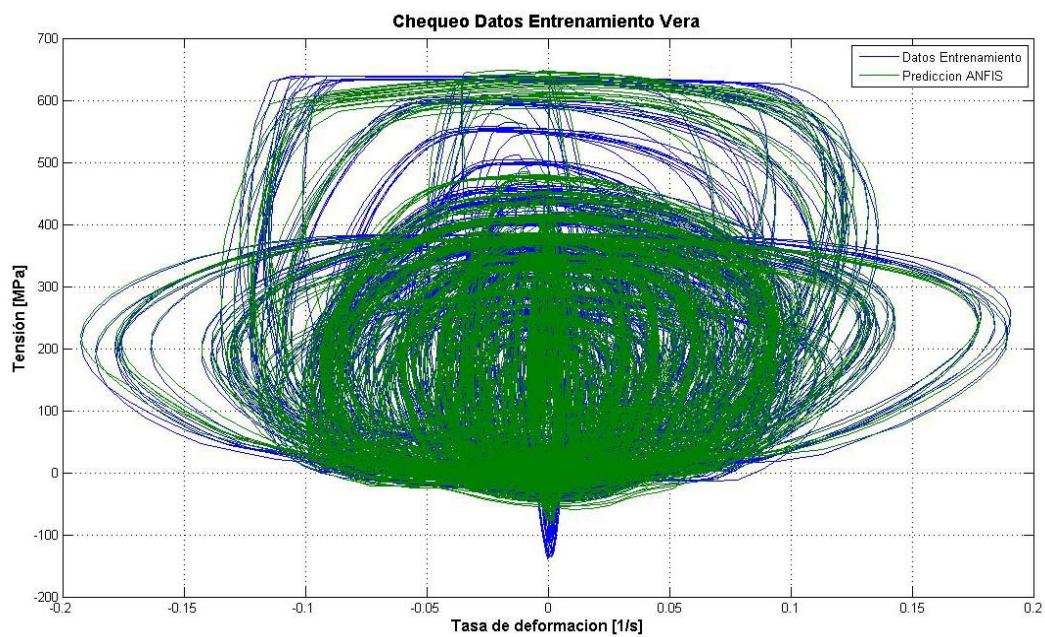
6 BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS

- [1] Saavedra Fernández, Álvaro. (2005). Caracterización de probetas laminadas de aleación CuZnAl para usar como disipadores de energía sísmica. Memoria para optar al título de ingeniero civil, Universidad de Chile, Chile.
- [2] Vera Estuardo, Darío. (2007). Caracterización de una aleación superelástica CuZnAl extruida, considerada para disipadores de energía sísmica. Memoria para optar al título de ingeniero civil mecánico, Universidad de Chile, Chile.
- [3] O E Ozbulut, C Mir, M O Moroni, M Sarrazin and P N Roschke. (2006). A Fuzzy model of superelastic Shape memory Alloys for vibration control in civil engineering applications. Smart Materials and Structures. 16 (2007) 818-829.
- [4] MATLAB. Fuzzy Logic toolbox™ 2 User's Guide.
- [5] A Escandar, M O Moroni, M Sarrazin and P N Roschke. (2007). Mechanical Properties and Fuzzy Modeling of High-Damping Rubber with Thermal Effects. Journal of Materials in Civil Engineering © ASCE (2007).
- [6] <http://www.ctrl.cinvestav.mx/~yuw/pdf/MaTesAG.pdf>. [Consulta: 03 de Noviembre de 2008]
- [7] Reyes Rivera, Mauricio. (2006). Factibilidad de uso de Disipadores Magnetoreológicos en Pasarela Peatonal. Memoria para optar al título de ingeniero civil, Universidad de Chile, Chile.

ANEXO A. Gráficos.







ANEXO B. Tablas de ensayos experimentales.

Tabla B. 1: Tabla resumen de los ensayos realizados por Saavedra

Probeta	Diametro [mm]	Ensayo	Deformación	Nº ciclos	Frecuencia [Hz]
L1A	3	L1AR1	Rotura	1	-
L1B	3	L1BR2	Rotura	1	-
L1C	3	L1C1	Creciente	10	1
		L1C2	Creciente	10	1
		L1C3	Creciente	10	1
		L1C4	Creciente	10	1
		L1C5	Creciente	10	1
		L1C6	Creciente	10	1
		L1C7	Creciente	10	1
L2A	5	L2AR3	Rotura	1	-
L2B	5	L2BR4	Rotura	1	-
L2C	5	L2C1	Creciente	10	1
		L2C2	Creciente	10	1
		L2C3	Creciente	10	1
		L2C4	Creciente	10	1
		L2C5	Creciente	10	1
		L2C6	Creciente	10	1
		L2C7	Creciente	10	1
		L2C8	Creciente	10	1
		L2C9	Creciente	10	1
L3A	5	L3AR	Rotura	1	-
L3B	5	L3B1	Creciente	10	1
		L3B2	Creciente	10	1
		L3B3	Creciente	10	1
		L3B4	Creciente	10	1
		L3B5	Creciente	10	1
		L3B6	Creciente	10	1
		L3B7	Creciente	10	1
		L3B8	Creciente	10	1
L3C	5	L3C1	Creciente	10	0.25
		L3C2	Creciente	10	0.25
		L3C3	Creciente	10	0.25
		L3C4	Creciente	10	0.25
		L3C5	Creciente	10	0.25
		L3C6	Creciente	10	0.25
		L3C7	Creciente	10	0.25
		L3C8	Creciente	10	0.25

Tabla B. 2: Tabla resumen de los ensayos realizados por Saavedra

Probeta	Diametro [mm]	Ensayo	Deformación	N° ciclos	Frecuencia [Hz]
L4A	5	L4AR	Rotura	1	-
L4B	5	L4B1	Reiterada	10	1
		L4B2	Reiterada	10	1
		L4B3	Reiterada	10	1
L4C	5	L4C1	Reiterada	10	0.25
		L4C2	Reiterada	10	0.25
		L4C3	Reiterada	10	0.25
L5A	3	L5A1	Creciente	10	1
		L5A2	Creciente	10	1
		L5A3	Creciente	10	1
		L5A4	Creciente	10	1
		L5A5	Creciente	10	1
		L5A6	Creciente	10	1
		AL5A1	Creciente	10	1
		AL5A2	Creciente	10	1
		AL5A3	Creciente	10	1
		AL5A4	Creciente	10	1
		AL5A5	Creciente	10	1
		AL5A6	Creciente	10	1
		AL5A7	Creciente	10	1
		SL5A1	Creciente	10	1
		SL5A2	Creciente	10	1
		SL5A3	Creciente	10	1
		SL5A4	Creciente	10	1
		SL5A5	Creciente	10	1
		SL5A6	Creciente	10	1
		SL5A7	Creciente	10	1
L5B	3	L5B1	Creciente	10	0.25
		L5B2	Creciente	10	0.25
		L5B3	Creciente	10	0.25
		L5B4	Creciente	10	0.25
		L5B5	Creciente	10	0.25
		L5B6	Creciente	10	0.25
		L5B7	Creciente	10	0.25
L5C	3	L5C1	Reiterada	10	1
		L5C2	Reiterada	10	1
		L5C3	Reiterada	10	1

Tabla B. 3: Tabla resumen de los ensayos realizados por Saavedra

Probeta	Diametro [mm]	Ensayo	Deformación	N° ciclos	Frecuencia [Hz]
L6A	3	L6A1	Creciente	10	0.25
		L6A2	Creciente	10	0.25
		L6A3	Creciente	10	0.25
		L6A4	Creciente	10	0.25
		L6A5	Creciente	10	0.25
		L6A6	Creciente	10	0.25
L6B	3	L6B1	Reiterada	10	0.25
		L6B2	Reiterada	10	0.25
		L6B3	Reiterada	10	0.25
L6C	3	L6C1	Reiterada	10	1
		L6C2	Reiterada	10	1
		L6C3	Reiterada	10	1
L8A	6.5	L8A1	Reiterada	10	1
		L8A2	Reiterada	10	1
		L8A3	Reiterada	10	1
L8B	6.5	L8B1	Reiterada	10	0.25
		L8B2	Reiterada	10	0.25
		L8B3	Reiterada	10	0.25
L9A	6.5	L9A1	Creciente	10	1
		L9A2	Creciente	10	1
		L9A3	Creciente	10	1
		L9A4	Creciente	10	1
		L9A5	Creciente	10	1
		L9A6	Creciente	10	1
		L9A7	Creciente	10	1
		L9A8	Creciente	10	1
L9B	6.5	L9B1	Creciente	10	0.25
		L9B2	Creciente	10	0.25
		L9B3	Creciente	10	0.25
		L9B4	Creciente	10	0.25
		L9B5	Creciente	10	0.25
		L9B6	Creciente	10	0.25
		L9B7	Creciente	10	0.25
L10A	6.5	L10AR	Rotura	1	-
L10B	6.5	L10B1	Creciente	10	1
		L10B2	Creciente	10	1
		L10B3	Creciente	10	1
		L10B4	Creciente	10	1
		L10B5	Creciente	10	1
		L10B6	Creciente	10	1
		L10B7	Creciente	10	1
	3	AL5C1	Reiterada	10	1
	3	AL5C2	Reiterada	10	1
	3	AL5C3	Reiterada	10	1

Tabla B. 4: Tabla resumen de los ensayos realizados por Vera

Probeta	Deformación nominal [%]	N° ciclos	Frecuencia [Hz]	T °C	Fs
AV01	R				
AV02	R				
AV03	R				
AV0401	0.27	10	1	25	50
AV0402	0.53	10	1	25	50
AV0403	0.78	10	1	25	50
AV0404	1.04	10	1	25	50
AV0405	1.34	10	1	25	50
AV0406	1.65	10	1	25	50
AV0407	2.1	10	1	25	50
AV0408	2.72	10	1	25	50
AV0409	3.49	10	1	25	50
AV0410	4.45	10	1	25	50
AV0411	4.98	10	1	25	50
AV0412	5.1	10	1	25	50
AV0413	5.1	10	1	25	50
AV0414	6	5	0.1	13	5
AV0415	6	5	0.5	13	25
AV0416	6	10	1	13	50
AV0417	6	10	1.5	13	80
AV0418	6	10	2	13	115
AV0501	2	10	1	14	50
AV0502	3	10	1	14	50
AV0503	4	10	1	14	50
AV0504	5	10	1	14	50
AV0505	7	10	1	14	50
AV0506	8	10	1	14	50
AV0507	9	10	1	14	50
AV0508	10	10	1	14	50
AV0509	12	10	1	14	50
AV0510	14	10	1	14	50
AV0601	1	10	1	50	50
AV0602	2	10	1	50	50
AV0603	4	10	1	50	50
AV0604	6	10	1	50	50
AV0605	8	10	1	50	50
AV0606	10	10	1	50	50
AV0607	12	10	1	50	50
AV0608	13	10	1	50	50
AV0609	14	10	1	50	50
AV0610	15	10	1	50	50
AV0801	5.8	10	0.1	25	5
AV0802	5.8	10	0.1	25	5
AV0803	5.8	10	0.5	25	25
AV0804	5.8	10	1	25	50
AV0805	5.8	10	1.5	25	80
AV0806	5.8	10	2	25	115
AV0807	5.8	21	0.5	25	25
AV0808	5.8	21	1	25	50
AV0901	7	10	0.1	50	5
AV0902	7	10	0.1	50	5
AV0903	7	10	0.5	50	25
AV0904	7	10	1	50	50
AV0905	7	10	1.5	50	80
AV0906	7	10	2	50	115
AV0907	7	21	0.5	50	25
AV0908	7	21	1	50	50