

ADVERTIMENT. La consulta d'aquesta tesi queda condicionada a l'acceptació de les següents condicions d'ús: La difusió d'aquesta tesi per mitjà del servei TDX (www.tesisenxarxa.net) ha estat autoritzada pels titulars dels drets de propietat intel·lectual únicament per a usos privats emmarcats en activitats d'investigació i docència. No s'autoritza la seva reproducció amb finalitats de lucre ni la seva difusió i posada a disposició des d'un lloc aliè al servei TDX. No s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a TDX (framing). Aquesta reserva de drets afecta tant al resum de presentació de la tesi com als seus continguts. En la utilització o cita de parts de la tesi és obligat indicar el nom de la persona autora.

ADVERTENCIA. La consulta de esta tesis queda condicionada a la aceptación de las siguientes condiciones de uso: La difusión de esta tesis por medio del servicio TDR (www.tesisenred.net) ha sido autorizada por los titulares de los derechos de propiedad intelectual únicamente para usos privados enmarcados en actividades de investigación y docencia. No se autoriza su reproducción con finalidades de lucro ni su difusión y puesta a disposición desde un sitio ajeno al servicio TDR. No se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a TDR (framing). Esta reserva de derechos afecta tanto al resumen de presentación de la tesis como a sus contenidos. En la utilización o cita de partes de la tesis es obligado indicar el nombre de la persona autora.

WARNING. On having consulted this thesis you're accepting the following use conditions: Spreading this thesis by the TDX (www.tesisenxarxa.net) service has been authorized by the titular of the intellectual property rights only for private uses placed in investigation and teaching activities. Reproduction with lucrative aims is not authorized neither its spreading and availability from a site foreign to the TDX service. Introducing its content in a window or frame foreign to the TDX service is not authorized (framing). This rights affect to the presentation summary of the thesis as well as to its contents. In the using or citation of parts of the thesis it's obliged to indicate the name of the author

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA



MEMORIA DE LA TESIS DOCTORAL

**MODELIZACIÓN DE LOS PROCESOS DE
CONFORMADO EN CALIENTE DE ACEROS
MICROALEADOS DE MEDIO CARBONO
MEDIANTE LA APLICACIÓN DE REDES
NEURONALES ARTIFICIALES**

AUTOR: José Ignacio Alcelay Larrión

DIRECTOR:
Dr. Anas Al Omar



Programa de Doctorat d'Enginyeria Mecànica, Fluids y
Aeronàutica

Departament d'Enginyeria Mecànica

Julio 2015

**Tesis presentada para obtener el título de Doctor por la
Universitat Politècnica de Catalunya**

Agradecimientos

Me gustaría que estas líneas sirvieran para expresar mi más profundo y sincero agradecimiento a todas aquellas personas que con su ayuda han colaborado en la realización de la presente tesis doctoral, en especial el Dr. D. Anas Al Omar director de ésta investigación, por su orientación, el seguimiento y la supervisión continua de la misma, pero sobre todo por la motivación y el apoyo recibido a lo largo de estos años.

Especialmente a mi familia y amigos por el ánimo continuo que me han mostrado en todo momento.

De verdad, a todos gracias.

Resumen

La importancia de los materiales metálicos en la industria se debe, en gran parte, a su conformabilidad: habilidad que tienen para deformarse plásticamente sin romperse.

Como es bien sabido, los procesos de conformado por deformación plástica quedan esencialmente limitados por la aparición y desarrollo de inestabilidades plásticas. Éstas pueden ser la causa directa de la propagación rápida de una fisura, que puede dar lugar a una rotura final. La complejidad de los modos de deformación y la intervención simultánea de varios parámetros han llevado a varios investigadores a desarrollar diversos criterios, con diferentes planteamientos, para predecir la aparición de defectos y optimizar los parámetros de control en los procesos de conformado. Un modo de determinar el proceso que controla la deformación plástica es mediante la utilización de los mapas de procesado. Estos mapas se construyen usando ecuaciones que relacionan la tensión de fluencia con la temperatura, la velocidad de deformación y la estructura, y permiten predecir los mecanismos de deformación controladores a diferentes temperaturas y velocidades de deformación. De esta manera, se pueden definir, en los mapas de procesado, los dominios más “seguros” para el conformado, evitando inestabilidades plásticas y consiguiendo la máxima eficiencia energética.

El objetivo de esta tesis, en una primera fase, es crear un modelo de red neuronal artificial (RNA) que nos relacione las variables más importantes que intervienen en el proceso de conformado en caliente de dos aceros microaleados de medio carbono y de un acero dúplex moldeado. Mediante la red obtendremos las curvas de fluencia para diferentes temperaturas y velocidades de deformación. En la segunda fase, para caracterizar la conformabilidad de los aceros estudiados, se han utilizado criterios fenomenológicos y termodinámicos continuos para la construcción de los mapas de procesado. Los criterios termodinámicos continuos se basan en los principios de máxima velocidad de producción de entropía de la termodinámica irreversible, aplicada a la mecánica continua de la fluencia plástica en grandes deformaciones. Los criterios fenomenológicos se basan en una observación descriptiva y una interpretación mecánica de los fenómenos microscópicos de la deformación. Finalmente, se presenta un estudio comparativo entre los dos criterios.

En el desarrollo de la red neuronal artificial se usa la arquitectura del algoritmo del perceptrón multicapa (MLP) basado en el Feed-Forward aplicando el algoritmo de aprendizaje retropropagación (Backpropagation).

Los resultados obtenidos muestran una buena correlación entre los valores experimentales y los obtenidos a partir del modelo de red neuronal desarrollado. Y para evaluar la capacidad predictiva de la red, se han utilizado varios índices estadísticos estándar, y los valores de estas magnitudes de evolución han sido muy satisfactorios.

Además, para comprobar la fiabilidad del modelo de red propuesto en esta trabajo, se han construido los mapas de eficiencia de disipación energía y mapas de inestabilidad plástica, basados en los criterios termodinámicos continuos y criterios fenomenológicos usando los valores de tensión de fluencia calculados por el modelo de red neuronal. Los resultados han confirmado el buen acuerdo entre los mapas de procesado experimentales y los mapas construidos en base a los datos de la red neuronal artificial. También, se ha podido comprobar que a pesar de la pequeña diferencia encontrada en la posición de los diferentes dominios de los mapas de procesado, se ha observado un buen acuerdo entre los diferentes mapas de procesado construidos en base a los criterios continuos. En comparación con el criterio fenomenológico, los criterios termodinámicos continuos predicen con mayor exactitud los cambios microestructurales, y son más eficientes para optimizar los parámetros de control del proceso de conformado en caliente de los aceros estudiados.

Abstract

The importance of the metal material industry, is largely due to its conformability: having ability to deform plastically without breakage.

As is well known the forming processes by plastic deformation are essentially limited by the emergence and development of plastic instabilities. These may be the direct cause of the rapid propagation of a crack, which can lead to a final breakage. The complexity of deformation modes and simultaneous intervention on several parameters have prompted several researchers to develop various criteria, with different approaches to predict the occurrence of defects and optimize the control parameters in the forming process. One way to determine the process of plastic deformation is controlled by using processing maps. They are constructed using equations relating the flow stress with temperature, strain rate and structure, and can predict deformation mechanisms drivers at different temperatures and deformation speeds. In this way, you can define, processing maps, the "safest" for forming, avoiding plastic instabilities domains and achieving maximum energy efficiency.

The objective of this thesis, in the first phase is to create a model of artificial neural network (ANN) that relates to us the most important variables involved in the process of hot forming two microalloyed medium carbon steels and a molded steel duplex. Through the network we obtain the flow curves for different temperatures and strain rates. In the second phase, to characterize the formability of steels studied, phenomenological constant thermodynamic criteria and construction have been used for processing maps. Continuous thermodynamic criteria are based on the principles of maximum entropy production rate of irreversible thermodynamics applied to the continuous plastic flow mechanics of large strain Phenomenological criteria based on observation and a mechanical descriptive interpretation of microscopic phenomena deformation. Finally, a comparative study of the two criteria is presented.

In the development of the artificial neural network architecture multilayer perceptron algorithm (MLP) based on the feed-forward learning algorithm applying retropropagation (Backpropagation) is used.

The results show a good correlation between the experimental values and those obtained from the neural network model developed. And to assess the predictive ability of the

network, several standard statistical indices and the values of these variables have been used and have been very satisfactory in their evolution.

Moreover, to ensure the reliability as proposed in this work network model efficiency energy dissipation maps and plastic instability maps have been built based on thermodynamic criteria continuous and phenomenological criteria using the values of yield stress calculated by the neural network model. The results confirmed a positive agreement between experimental processing maps and maps constructed based on the data of the artificial neural network. Possibly also, despite the small difference found in the position of the different domains of processing maps, there has been a good compromise between different processing maps built based on continuous criteria. Compared to the phenomenological approach, continuous thermodynamic criteria more accurately predict the microstructural changes, and are more efficient to optimize the control parameters of the process of hot forming of the steels studied.

Palabras clave

Aceros Microaleados de Medio Carbono; Acero Dúplex Moldeado; Modelo Dinámico de Materiales (DMM); Modelización; Perceptron Multicapa; Redes Neuronales Artificiales (RNA); Mapas de Procesado, Backpropagation.

Sumario

Agradecimientos

Resumen/Abstract

Palabras clave

Índice

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	27
<i>1.1 Motivación</i>	<i>28</i>
<i>1.2 Objetivos.....</i>	<i>31</i>
<i>1.3 Organización de la tesis</i>	<i>32</i>
<i>1.4 Publicaciones.....</i>	<i>32</i>
<i>1.4.1 Ponencias en congresos.....</i>	<i>33</i>
CAPÍTULO 2 ESTADO DEL ARTE.....	34
2.1 Modelización de los procesos de conformado en caliente	34
2.1.1 Modelización de la curva de fluencia	36
2.1.2 Formalismo mecánico de la etapa de endurecimiento y de restauración dinámica.....	39
2.1.3 Ecuación cinética para las tensiones máximas y de estado estable	42
2.1.4 La cinética de la recristalización dinámica.....	44
2.1.5 Determinación del inicio de la recristalización dinámica.....	46
2.1.6 Modelización del comportamiento dinámico de un material en el proceso de conformado en caliente.....	46
2.1.7 Mapas de deformación de Ashby-Frost	47
2.1.8 Mapas de deformación de Raj o mapas de nucleación de daño.....	48
2.1.9 Mapas de deformación de Rao-Raj.....	50
2.1.10 Modelización dinámica del comportamiento del material	51
2.2 Criterios termodinámicos continuos.....	51
2.2.1 Conceptos termodinámicos.....	52
2.2.2 Interpretación de los mapas de procesado	57
2.2.3 Utilidad industrial de los mapas de disipación de energía.....	58
2.2.4 Criterios de estabilidad de Liapunov.....	59
2.2.5 Criterios de estabilidad de Gegal	61
2.2.6 Criterios de estabilidad de Alexander	63
2.2.7 Criterio de inestabilidad basado en la teoría de fluencia plástica de Ziegler	63

2.2.8 Criterio de inestabilidad plástica basado en el modelo de reciprocidad polar	65
2.3 Evaluación crítica del fundamento físico del DMM.....	67
2.3.1 Análisis crítico de Montheillet	67
2.3.2 Análisis crítico de Narayana Murty: DMM modificado.....	69
2.4. Criterios fenomenológicos mecánicos	72
2.4.1 El criterio de Considère en tracción y compresión	73
2.4.2 El Criterio de Hart.....	77
2.4.3 Criterio de la velocidad de deformación para la localización de la fluencia. Parámetro de la localización de la fluencia.	80
2.5 Redes neuronales artificiales (RNA).....	84
2.5.1 Introducción.....	84
2.5.2 Historia de las redes neuronales artificiales.....	84
2.5.3 Ventajas de las redes neuronales.....	86
2.5.4 Elementos básicos.....	87
2.5.4.1 Función de entrada.....	87
2.5.4.2 Función de activación (Función de transferencia)	88
2.5.4.2.1 Función lineal (purelin)	88
2.5.4.2.2 Función escalón (hardlin).....	89
2.5.4.2.3 Función tangente hiperbólica (tansig).....	90
2.5.4.2.4 Función sigmoidea (logsig).....	90
2.5.4.3 Función de salida	91
2.5.5 Capas de una red neuronal.....	92
2.5.6 Aprendizaje, prueba y validación	92
2.5.7 Mecanismos de aprendizaje.....	93
2.5.8 Elección del conjunto inicial de pesos.....	96
2.5.9 Detención del proceso de aprendizaje.....	96
2.5.10 Codificación de los datos de entrada	97
2.5.11 La Red Backpropagation (BP).....	97
2.5.11.1 La Regla Delta Generalizada	98
2.5.11.2 Adición de un momento en la regla delta generalizada	99
2.5.11.3 Estructura y aprendizaje de la red backpropagation.....	100
2.5.11.4 Pasos para aplicar el algoritmo de entrenamiento	101
2.5.11.5 Consideraciones sobre el algoritmo de aprendizaje	103

2.5.11.6 Control de Convergencia	103
2.5.11.7 Dimensionamiento de la red. Número de neuronas ocultas.....	104
2.5.12 Cuestiones a resolver para trabajar con una red neuronal	104
2.5.13 Estudio histórico de conformación de materiales metálicos mediante la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales	105
2.5.13.1 Métodos estadísticos estándar de generalización de los resultados de la red neuronal	107
CAPÍTULO 3 EXPERIMENTACIÓN	109
3.1 Aceros microaleados de medio carbono	109
3.2 Acero dúplex moldeado	111
3.3 Método experimental diseñado para la obtención de los datos experimentales	112
3.4 Resultados de la experimentación	115
CAPÍTULO 4 BASE DE DATOS.....	118
4.1. Base de datos unificada para la aplicación de la red neuronal	118
4.2 Resultados de la base de datos para la red neuronal.....	119
CAPÍTULO 5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	122
5.1 Modelo de red neuronal	123
5.1.1 Acero microaleado M-1200	124
5.1.1.1 Características del modelo de red neuronal del acero M-1200.....	124
5.1.1.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero M-1200	125
5.1.2 Acero microaleado V-1200	128
5.1.2.1 Características del modelo de red neuronal del acero V-1200	128
5.1.2.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero V-1200.....	129
5.1.3 Acero microaleado V-30.....	132
5.1.3.1 Características del modelo de red neuronal del acero V-30	132
5.1.3.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero V-30.....	133
5.1.4 Acero microaleado M-30	136

5.1.4.1 Características del modelo de red neuronal del acero M-30.....	136
5.1.4.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero M-30	136
5.1.5 Acero dúplex moldeado.....	140
5.1.5.1 Características del modelo de red neuronal del acero dúplex moldeado	140
5.1.5.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero dúplex moldeado	140
5.2 Curvas de fluencia.....	144
5.3 Mapas de procesado	185
5.3.1 Mapas de iso-eficiencia obtenido mediante las RNA	185
5.3.2 Mapas de predicción de la inestabilidad plástica basados en el DMM (Prasad y Narayana) obtenidos mediante las RNA.....	198
5.3.3 Mapas de predicción de la inestabilidad plástica basados criterios fenomenológicos (Semiatin) obtenidos mediante las RNA	218
5.3.4 Mapas experimentales de predicción de la inestabilidad plástica basados en el criterio desarrollado Narayana.	227
5.3.5 Mapas experimentales de predicción de la inestabilidad plástica basados en el criterio por Semiatin.	233
CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES Y NUEVAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	240
6.1 Conclusiones.....	240
6.2 Nuevas líneas de investigación	243
BIBLIOGRAFÍA.....	245

Índice de figuras

Figura 1. Cambios microestructurales durante el conformado en caliente. Si la temperatura de conformado se controla adecuadamente, el tamaño de grano final puede ser muy fino lo cual mejoraría mucho las propiedades del material deformado.....	36
Figura 2. Representación esquemática de la recristalización dinámica discontinua en diferentes condiciones de deformación.	38
Figura 3. Diferentes etapas del endurecimiento y de la restauración dinámica: a) Generación de dislocaciones, (b) Formación de celdas, (c) Aniquilación de dislocaciones dentro de las celdas, (d) Formación de subgranos, (e) y su crecimiento.	40
Figura 4. Ejemplo de un mapa de deformación de Ashby – Frost.	47
Figura 5. Ejemplo de un mapa de deformación de Raj que muestra las condiciones de límites para la nucleación del daño.	49
Figura 6. Mapa experimental de procesado para la aleación Al-5% Si determinado en base a datos de ductilidad.	50
Figura 7. (a) Representación esquemática de la ecuación constitutiva de un disipador de energía; (b) Disipador lineal ideal.	55
Figura 8. (a) Representación esquemática de la variación de la eficiencia de disipación de energía con la temperatura y la velocidad de deformación; (b) Mapa de contorno que muestra los contornos de isoeficiencia.....	57
Figura 9. Aplicación del criterio de “Considère” para determinar el punto de carga máxima sobre la curva tensión verdadera-deformación ingenieril en un ensayo de tracción.....	75
Figura 10. Evolución de σ , $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ y γ con la deformación ε durante un ensayo de tracción ^[69]	76

Figura 11. Representación típica de un ensayo de compresión de un material que sufre un ablandamiento por fluencia ^[69] . El criterio de “Considère” modificado se usa para definir el inicio y el fin de la inestabilidad plástica, en la curva de fluencia tensión verdadera - deformación ingenieril ($\sigma - e$), mediante las deformaciones ingenieriles críticas e_c y e'_c . La curva tensión verdadera-deformación verdadera ($\sigma - \varepsilon$) se representa en línea discontinua para poder comparar las dos curvas.....	77
Figura 12. Evolución de σ , $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ y γ con la deformación verdadera ε durante un ensayo de compresión de un material que sufre ablandamiento por fluencia ^[69] . Es importante hacer notar que la deformación de “Hart” ε_H para el inicio de la fluencia localizada precede la deformación de “Considère” ε_c para el inicio de la localización sensible a la velocidad de deformación. Es interesante, también, destacar que la deformación de “Considère” ε'_c para el fin de la fluencia inestable precede la de “Hart” ε'_H	80
Figura 13. Esquema de una neurona artificial.....	88
Figura 14. Función de activación lineal (purelin).	89
Figura 15. Función de activación escalón (Hardlin)	89
Figura 16. Función de activación tangente-sigmoidea (tansig).....	90
Figura 17. Función de activación tangente-sigmoidea (logsig).....	91
Figura 18. Arquitectura de una red neuronal.....	92
Figura 19. Montaje del equipo de ensayo de compresión uniaxial.	113
Figura 20. Detalles del equipo de ensayo de compresión uniaxial: a) Máquina Universal de ensayos INSTRON 4507 b) Horno semi-electrónico c) Sistema de flujo de argón d) Ordenado de control del ensayo	113
Figura 21. Aspecto de las deformadas a: (a) baja temperatura y b) alta temperatura	114

Figura 22. Modelo de red neuronal.....	123
Figura 23. Arquitectura RNA para el acero M-1200.	125
Figura 24. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero M-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test.....	126
Figura 25. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero M-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test.....	127
Figura 26. Arquitectura de la red neuronal para el acero V-1200.	129
Figura 27. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero V-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test	130
Figura 28. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero V-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test	131
Figura 29. Arquitectura de la red neuronal para el acero V-30.	132
Figura 30. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero V-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test	134
Figura 31. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero V-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test	135
Figura 32. Arquitectura de la red neuronal para el acero M-30.	136
Figura 33. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero M-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test.....	137
Figura 34. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero M-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test	139
Figura 35. Arquitectura de la red neuronal para el acero dúplex moldeado.	140
Figura 36. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero dúplex moldeado: a) entrenamiento b) prueba y c) test.....	141

Figura 37. <i>Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero dúplex moldeado: a) entrenamiento b) prueba y c) test.....</i>	143
Figura 38. <i>Curvas entrenamiento M-1200.....</i>	145
Figura 39. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.</i>	146
Figura 40. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.</i>	146
Figura 41. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=900°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	147
Figura 42. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=950°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	147
Figura 43. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=1000°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	148
Figura 44. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=1050°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	148
Figura 45. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=1100°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	149
Figura 46. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a T=1150°C y diferentes velocidades de deformación.</i>	149

Figura 47. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,0001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	150
Figura 48. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	150
Figura 49. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,01\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	151
Figura 50. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,1\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	151
Figura 51. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=1\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	152
Figura 52. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=3\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....	152
Figura 53. Curvas entrenamiento de la red neuronal V-1200.....	153
Figura 54. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.....	154
Figura 55. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.....	154
Figura 56. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.....	155

Figura 57. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a T=950°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	155
Figura 58. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a T=1000°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	156
Figura 59. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a T=1050°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	156
Figura 60. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a T=1100°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	157
Figura 61. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a T=1150°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	157
Figura 62. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,0001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	158
Figura 63. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	158
Figura 64. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,01\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	159
Figura 65. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,1\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	159

Figura 66. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=3\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....</i>	160
Figura 67. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=10\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.....</i>	160
Figura 68. <i>Curvas entrenamiento de la red neuronal V-30.....</i>	161
Figura 69. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.</i>	162
Figura 70. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.</i>	162
Figura 71. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	163
Figura 72. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=950^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	163
Figura 73. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1000^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	164
Figura 74. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1050^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	164
Figura 75. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1100^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	165

Figura 76. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1150^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.</i>	165
Figura 77. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,0001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	166
Figura 78. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	166
Figura 79. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,01\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	167
Figura 80. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,1\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	167
Figura 81. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=1\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	168
Figura 82. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=3\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	168
Figura 83. <i>Curvas entrenamiento de la red neuronal M-30.</i>	169
Figura 84. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.</i>	170
Figura 85. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.</i>	170

Figura 86. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=900°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	171
Figura 87. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=950°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	171
Figura 88. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=1000°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	172
Figura 89. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=1050°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	172
Figura 90. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=1100°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	173
Figura 91. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a T=1150°C a diferentes velocidades de deformación.</i>	173
Figura 92. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,0001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	174
Figura 93. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	174
Figura 94. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,01\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	175

Figura 95. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=0,1 s^{-1}$ y diferentes temperaturas.....</i>	175
Figura 96. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=1 s^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	176
Figura 97. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon}=3 s^{-1}$ y diferentes temperaturas.</i>	176
Figura 98. <i>Curvas entrenamiento de la red neuronal del acero dúplex moldeado.....</i>	177
Figura 99. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.....</i>	178
Figura 100. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.</i>	178
Figura 101. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=700°C, a diferentes velocidades de deformación.....</i>	179
Figura 102. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=750°C, a diferentes velocidades de deformación.....</i>	179
Figura 103. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=800°C, a diferentes velocidades de deformación.....</i>	180
Figura 104. <i>Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=850°C, a diferentes velocidades de deformación.....</i>	180

- Figura 105.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=900°C, a diferentes velocidades de deformación..... 181*
- Figura 106.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=950°C, a diferentes velocidades de deformación..... 181*
- Figura 107.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, T=1000°C, a diferentes velocidades de deformación..... 182*
- Figura 108.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para 182*
- Figura 109.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para 183*
- Figura 110.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para 183*
- Figura 111.** *Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para 184*
- Figura 112.** *Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6..... 186*
- Figura 113.** *Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos V-1200, obtenidos mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6..... 189*
- Figura 114.** *Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6..... 191*
- Figura 115.** *Mapa de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos M-30, obtenidos mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6..... 193*

Figura 116. Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6	195
Figura 117. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a)0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	199
Figura 118. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-1200 ,obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a)0.2, b) 0.4 y c) 0.6	201
Figura 119. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos V-1200 , obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a)0.2 b) 0.4 y c) 0.6.....	203
Figura 120. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	204
Figura 121. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	206
Figura 122. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	208
Figura 123. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	210
Figura 124. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6	211

Figura 125. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.	213
Figura 126. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.	215
Figura 127. Imágenes SEM de las muestras deformadas: a) 700°C y $1 E-1 s^{-1}$ y b) 750°C y $1 E-1 s^{-1}$	217
Figura 128. Mapas de contornos de iso-eficiencia del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\zeta_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.	219
Figura 129. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\zeta_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	221
Figura 130. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\zeta_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	223
Figura 131. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\zeta_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	225
Figura 132. Mapas de contornos de iso-eficiencia del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-1200 , experimentales, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	228
Figura 133. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\zeta_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-30, experimentales, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.....	230

Figura 134. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-30, experimentales, a las deformaciones a)0.2, b)0.4 y c)0.6..... 232

Figura 135. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-1200 ,experimentales, a las deformaciones a) 0.2,b) 0.4 y c) 0.6 234

Figura 136. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-30 ,experimentales , a las deformaciones a) 0.2 ,b)0.4 y c) 0.6..... 236

Figura 137. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-30, experimentales, a las deformaciones a)0.2, b)0.4 y c)0.6..... 238

Índice de tablas

Tabla 1. Composición química de los aceros microaleados de medio carbono.....	109
Tabla 2. Composición química del acero dúplex moldeado.....	111
Tabla 3. Resultados experimentales M-1200.....	115
Tabla 4. Resultados experimentales V-1200.....	116
Tabla 5. Resultados experimentales V-30.....	116
Tabla 6. Resultados experimentales M-30.....	116
Tabla 7. Resultados experimentales del acero dúplex moldeado.....	116
Tabla 8. Base de datos para la red neuronal M-1200.....	119
Tabla 9. Base de datos para la red neuronal V-1200.....	120
Tabla 10. Base de datos para la red neuronal V-30.....	120
Tabla 11. Base de datos para la red neuronal M-30.....	120
Tabla 12. Base de datos para la red neuronal del acero dúplex moldeado.....	120
Tabla 13. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero M-1200.....	125
Tabla 14. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero V-1200.....	129
Tabla 15. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero V-30.....	133
Tabla 16. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero V-30.....	137
Tabla 17. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero dúplex moldeado.....	141

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

Hoy en día, a nivel mundial, la globalización de los mercados junto con el creciente número de variantes de un producto comercial y ciclos de vida cada vez más cortos plantea un serio reto a las empresas de fabricación mecánica, ya que ahora no sólo compiten entre sí en su propio país, sino que deben afrontar la competencia internacional. Todo ello, ha forzado a los fabricantes de productos industriales a acortar los tiempos de diseño y, al mismo tiempo, a no correr riesgos en los procesos de desarrollo y fabricación del producto. Estos productos ofrecen, cada día, más y mejores prestaciones, una amplia gama de variantes para adaptarse a los gustos y necesidades de los clientes, una garantía de calidad “cero defectos” y un ciclo de vida corto debido a las constantes incorporaciones de nuevas y sofisticadas tecnologías.

Es importante destacar que las nuevas tecnologías, especialmente la microelectrónica, la automática, las técnicas de control, los nuevos materiales y la informática, incorporadas al proceso productivo, permiten nuevos enfoques a la resolución de los problemas de producción.

Por ello, para garantizar competitividad de bienes industriales, el objetivo más importante que tienen los trabajos de investigación relacionados con los procesos de producción industrial, es la optimización de los parámetros de control de los procesos de conformado de nuevos materiales. Esto requiere una comprensión cuidadosa y global de todos los procesos de fabricación implicados.

En las dos últimas décadas, el mundo del conformado materiales metálicos ha experimentado un gran avance tecnológico y un gran número de nuevos materiales (aceros de alta resistencia, materiales con diferentes capas de recubrimiento y aluminio de alta resistencia entre otros) se han incorporado a los procesos de producción. Comparados con los materiales convencionales, estos nuevos materiales exhiben características mecánicas y microestructurales distintas. La experiencia adquirida a lo largo de muchos años de investigación demuestra que la utilización de los materiales convencionales queda limitada debido a la aparición en el mercado de nuevos productos que ofrecen cada día más y mejores prestaciones. La creciente demanda de productos con formas geométricas cada vez más complicadas dentro de unas tolerancias muy estrechas, la reducción en los tiempos de fabricación así como la reducción en los

tiempos de lanzamientos al mercado de los nuevos productos, conllevó a los investigadores a llevar a cabo muchos trabajos de investigación en todas las áreas del procesos de conformado, para mejorar y optimizar los procesos de conformado de estos nuevos materiales.

En el diseño de los procesos de conformado, es necesario entender los modos de deformación que intervienen, y dominar los parámetros de control de dichos procesos, para poder predecir con exactitud la geometría final de la pieza conformada, optimizar sus propiedades mecánicas y reducir el número de ensayos por prueba y fallo “Trial and error”. Por lo tanto, el diseñador del proceso de fabricación debe tener un conocimiento global de la interacción entre los parámetros del proceso, microestructura y propiedades del material conformado, así como la economía general de la operación, para poder predecir las condiciones óptimas de procesado requeridas para producir piezas sanas con larga vida de servicio.

1.1 Motivación

La modelización de un proceso de conformado necesita los resultados provenientes de ensayos termomecánicos realizados en laboratorio sobre el material que se pretende deformar.

Se puede distinguir tres grandes tendencias en los métodos de modelización:

- Métodos basados en análisis físico-microscópicos del comportamiento del material donde la teoría de dislocaciones es el soporte fundamental. El comportamiento macroscópico se obtiene por integración lo cual necesita unas hipótesis siempre difíciles de justificar y un análisis delicado. Los modelos así encontrados representan bastante bien los fenómenos, pero a cambio de una complejidad que limita las aplicaciones.

- Métodos fenomenológicos, que se basan en la observación descriptiva de los fenómenos microscópicos de la deformación. Por consiguiente, teniendo en cuenta las indicaciones cualitativas de la física de sólidos y la termodinámica, se puede llegar a obtener modelos realistas y sencillos pero que no podrán pretender hacer progresar la comprensión de los mecanismos físicos de la deformación ni dictar las reglas para mejorar las propiedades de los materiales.

- Métodos asociados a la termodinámica de procesos irreversibles, lo cual permite establecer las condiciones necesarias que deben verificar las ecuaciones del comportamiento. Estas condiciones son generales e insuficientes para precisar cuantitativamente los modelos para las aplicaciones prácticas.

- Método de los elementos finitos considerando un modelo viscoplástico rígido que predice el comportamiento de deformación en puntos seleccionados (nodos) en cada elemento. Las técnicas de simulación de procesos de conformado mediante el método de los elementos finitos, requieren además de la herramienta matemática la utilización de las ecuaciones constitutivas que relacionan las tensiones con las deformaciones, las velocidades de deformación y la temperatura. El software de elementos finitos únicamente puede ofrecernos simulaciones exactas de un proceso ‘verdadero’ si se utilizan los materiales apropiados.

Debido a la dificultad de encontrar un modelo capaz de simular satisfactoriamente un proceso de conformado en su conjunto, se han desarrollado diversos métodos, en función de las aproximaciones utilizadas: el Método de las Placas “Slab Method”, el del Campo de las Líneas de Deslizamiento, técnicas del Limite Superior e Inferior, el Método General de Hill y, en las últimas décadas el método de los Elementos Finitos. Los primeros han sido muy útiles prediciendo cargas de conformado, cambios generales de la geometría de las piezas durante la deformación, análisis cualitativo del flujo metálico y la determinación aproximada de las condiciones del proceso óptimas. Sin embargo, una información rigurosa sobre los efectos de los diversos parámetros del proceso en el flujo metálico sólo ha sido posible gracias al “Método de los Elementos Finitos”.

Dieter^[1] presentó una revisión detallada de estos parámetros y reveló, claramente, que la conformabilidad no es una propiedad que se puede caracterizar unívocamente ya que varía con el estado de tensiones, es decir, con la forma de ejercer la carga y la forma de la probeta, así como también con la microestructura del material, la velocidad de deformación y la temperatura.

Por lo tanto, es conveniente considerar que la conformabilidad (habilidad a deformarse plásticamente un material durante el proceso de conformado sin romperse) consiste en dos partes independientes:

1) conformabilidad intrínseca: depende del comportamiento constitutivo del material, depende de la microestructura (composición química, historia previa del procesado incluyendo el tratamiento termomecánico) y la respuesta en deformación que proporciona el material a la temperatura y a la velocidad de deformación aplicada durante el proceso de conformado. La conformabilidad intrínseca puede ser optimizada mediante la modelización de comportamiento del material, usando los mapas de disipación de energía que representan la respuesta del material a unas condiciones de procesado. La base para la construcción de estos mapas es el modelo dinámico de materiales (DMM) y del modelo fenomenológico.

El comportamiento constitutivo del material, sometido a un proceso de conformado, es la clave para el entendimiento de la conformabilidad intrínseca puesto que esta decide la respuesta del material a la temperatura, velocidad de deformación y la deformación aplicada. El comportamiento constitutivo depende sensiblemente de la microestructura que a su vez es función de la composición química de la aleación y la historia del procesado. Como parte de la respuesta del material a los parámetros del proceso aplicado, ciertos cambios microestructurales (mecanismos) ocurren dentro del material. En un cierto intervalo de temperatura y de velocidad de deformación sólo operará uno de los posibles mecanismos de deformación, ya que, siendo independientes entre sí, todos ellos operan simultáneamente y el más rápido será el que controle la fluencia. Un modo de determinar el proceso que controla la fluencia es mediante los mapas de deformación. Estos mapas se preparan usando ecuaciones que relacionan la tensión de fluencia con la temperatura, la velocidad de deformación y la estructura y permiten predecir los mecanismos de deformación controladores a diferentes temperaturas y velocidades de deformación.

Para evitar la formación de defectos que van en detrimento de una buena conformabilidad como, por ejemplo, bandas de cizalladura, cavidades en límite de grano, etc. y para producir productos finales con microestructuras y propiedades controladas, el diseñador debe tener un conocimiento global de los parámetros que pueden afectar al proceso de conformado.

2) conformabilidad del estado de tensión (state-of-stress: SOS): depende la naturaleza de la tensión aplicada y de la geometría de la zona deformada.

En un proceso dado, la conformabilidad SOS puede ser controlada por el cambio del diseño de la matriz o la estampa específica del proceso. Por ejemplo, este aspecto tiene que

ser optimizado separadamente para la laminación (diseño del paso de laminación), forja (diseño de la preforma), o extrusión (diseño de la geometría de la cavidad de la estampa).

Los dos aspectos de la conformabilidad deben ser optimizados separadamente. En cuanto a su importancia relativa en la conformabilidad global, la intrínseca domina puesto que si no se optimiza la conformabilidad intrínseca para producir un componente sin defectos, es innecesario perfeccionar el diseño de la matriz o la estampa. En este trabajo, nos interesaremos solo en la conformabilidad intrínseca.

Debido a la dificultad de encontrar un modelo capaz de simular satisfactoriamente un proceso de conformado en su conjunto, el objetivo de esta tesis es utilizar las redes neuronales artificiales (RNA) como medio capaz de determinar los dominios óptimos de conformado en caliente de materiales metálicos. Estos dominios nos deben determinar las zonas más estables para conformar los aceros estudiados.

1.2 Objetivos

La actual investigación tiene como objeto la resolución de una aproximación integrada para la generación de modelos virtuales, que son efectivos y exactos, para el diseño y la optimización de procesos de conformado en caliente.

Debido a la carencia de un modelo matemático exacto, un algoritmo inteligente, una red neuronal artificial (RNA) se sugiere para el estudio.

Los materiales con los que se trabajará son aceros microaleados de medio carbono con diferentes condiciones de austenización (V-1200, V-30, M-1200 y M-30) y un acero dúplex moldeado. Mediante las redes neuronales artificiales se deben asociar los lazos entre los parámetros para el conformado en caliente ($\epsilon, \dot{\epsilon}, T$) y la tensión de fluencia (σ).

Mediante este estudio podremos comprobar que las redes neuronales son un medio que tiene numerosas ventajas para obtener buenos resultados. Estos resultados, se deben aproximar perfectamente a los resultados experimentales, de los cuales disponemos de numerosos valores, y pueden determinar las ventajas a la hora de su utilización en relación a los diferentes usos industriales. Por lo tanto se debe desarrollar una red neuronal artificial que sea capaz de conseguir los siguientes objetivos:

- 1) Obtener las curvas de fluencia tensión-deformación.
- 2) Una vez obtenidas las curvas podremos conseguir los mapas de procesado

contrastándolos con los experimentales.

- 3) Mediante la aplicación de la red neuronal determinar las zonas de inestabilidad plástica para las diferentes condiciones de conformado aplicando los diferentes criterios de inestabilidad obtenidos de la literatura.

1.3 Organización de la tesis

La tesis está estructurada de la siguiente manera:

- Capítulo 1 INTRODUCCIÓN
- Capítulo 2 ESTADO DEL ARTE
- Capítulo 3 EXPERIMENTACIÓN
- Capítulo 4 TRATAMIENTO DE DATOS
- Capítulo 5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN
- Capítulo 6 CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

1.4 Publicaciones

Autores: Al Omar, A.; Alcelay, J.; Prado, J.

Título: Criterios de predicción de inestabilidades plásticas en procesos de conformado en caliente. Parte II, Caracterización de la fluencia plástica de un acero microaleado de medio carbono usando criterios continuos y fenomenológicos.

"Revista de Metalurgia CENIM", vol. 46, núm. 2, p. 162-172

ISSN: 0034-8570 **Año:** 2010

Autores: Al Omar, A.; Alcelay, J.; Prado, J.

Título: Criteria for prediction of plastic instabilities for hot working processes: Part II. Characterization of plastic flow of medium carbon microalloyed steel using phenomenological and continuum criteria.

Welding international, vol. 26, núm. 12, pàgs. 935-943

ISSN: 0950-7116 **Año:** 2012

Autores: Alcelay, J. I.; Al Omar, A.; Prado, J.

Título: “Characterization of hot flow behaviour and deformation stability of medium carbon microalloyed steel using artificial neural networks and dynamic material model.”

International journal of materials research, vol. 105, núm. 8, pàgs. 743-754

ISSN: 1862-5282 **Año:** 2014

Autores: Al Omar, A.; Alcelay, J.; Prado, J.

Título: “ Estudio comparativo del conformado en caliente de un acero microaleado, usando criterios termodinámicos continuos y criterios fenomenológicos”

Trater-press, vol. 44, diciembre 2014, pàgs. 41-50

ISSN: 1888-4423 **Año:** 2014

1.4.1 Ponencias en congresos

Autores: Alcelay, J. I.; Al Omar, A.; Prado, J.

Título: “Estudio comparativo del conformado en caliente de un acero microaleado usando criterios termodinámicos continuos y criterios fenomenológicos”

Edición del congreso: XIII Congreso Nacional de Tratamientos Térmicos y de Superficie, TRATERMAT, 2013.

Tipos de documento: Ponencia oral

ISBN: 978-88-656-5041-7

Autores: Alcelay, J. I.; Al Omar, A.; Prado, J.

Título: “Estudio comparativo del conformado en caliente de un acero microaleado usando criterios termodinámicos continuos y criterios fenomenológicos”

Edición del congreso: XIII Congreso Nacional de Tratamientos Térmicos y de Superficie, 2013.

Tipos de documento: Documento escrito.

Congreso nacional de tratamientos térmicos. TRATERMAT 2013, pp 137-146

ISBN: 978-88-656-5041-7

CAPÍTULO 2 ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se hace una revisión teórica de la modelización de los procesos de conformado en caliente y de las redes neuronales artificiales.

2.1 Modelización de los procesos de conformado en caliente

La importancia de la modelización de los procesos de conformado en caliente estriba en su trascendencia tanto desde un punto de vista industrial como científico, y es una necesidad cada vez más importante tanto por las empresas que se dedican al conformado como las que se dedican al desarrollo de los programas de simulación por elementos finitos de dichos procesos.

La conformación en caliente se ha empleado a lo largo de los años para proporcionar la forma adecuada a los metales. Hoy en día, sin embargo, y gracias al avance en el conocimiento de materiales, la deformación en caliente no sólo proporciona la geometría deseada sino las características mecánicas finales requeridas en la pieza. En consecuencia para la simulación y control de las operaciones de conformado en caliente, es esencial conocer el comportamiento termomecánico a fluencia de los materiales deformados.

La importancia de la determinación del comportamiento en fluencia reside básicamente en tres factores. En primer lugar, la tensión de fluencia influye directamente en la ductilidad, de manera que una elevada tensión de fluencia daría lugar a una menor ductilidad. En segundo lugar, las curvas de fluencia proporcionan información sobre los mecanismos de ablandamiento, los cuales son necesarios para incrementar la ductilidad del material.

Finalmente las ecuaciones constitutivas pueden ser fácilmente implementadas en simulaciones por ordenador, reduciendo el coste asociado al desarrollo de nuevos procesos y permitiendo la optimización de los ya existentes.

El conformado en caliente, se realiza llevando el material a elevadas temperaturas, a fin de obtener deformaciones importantes aplicando esfuerzos relativamente limitados. Además los procesos de conformado en caliente permiten la modificación de la estructura metalográfica y el tamaño de grano.

En la últimas décadas, los efectos de la deformación, velocidad de deformación, temperatura y microestructura sobre el comportamiento en fluencia de materiales metálicos durante los procesos de conformado han sido estudiados y descritos con detalle. Durante la deformación en caliente, a una temperatura T adecuada, se producen de forma simultánea un endurecimiento por deformación, como consecuencia de la presencia de obstáculos al movimiento de dislocaciones, y un ablandamiento del material deformado. Es decir, compiten simultáneamente dos mecanismos, antagónicos, de creación y eliminación de defectos cristalinos. Generalmente se alcanza un equilibrio en aquella competición y se logra un régimen de equilibrio tal que, a partir de determinada deformación, a una tensión constante, el material se deforma plásticamente sin endurecerse. Los mecanismos de ablandamiento que tienen lugar durante los procesos de conformado en caliente tales como la laminación, la extrusión y la forja, se denominan dinámicos (restauración dinámica y recristalización dinámica) para distinguirlos de aquellos que tienen lugar entre los intervalos de la deformación (restauración estática y recristalización estática). Los fenómenos de restauración y recristalización dinámica tienen importantes repercusiones en la forma de las curvas de fluencia. La importancia de estos procesos estriba en que disminuye la tensión de fluencia de material haciendo que éste se deforme más fácilmente, mejora en general la ductilidad del mismo e influye en la textura y tamaño de grano del material deformado (figura 1).

El estudio del modelado del proceso de conformado en caliente se estructura en tres partes:

En la primera se efectúa una descripción físico-metalúrgica de la forma de las curvas de fluencia y como dependen de variables físicas externas e internas, es decir, se introduce el formalismo matemático de las ecuaciones constitutivas.

En la segunda parte se aplica el modelo dinámico de materiales y se construyen los mapas de procesado para obtener las zonas óptimas de conformado, evitando las regiones consideradas de daño microestructural.

Por último, en la tercera parte, se hará una revisión crítica de los diferentes criterios, que se utilizan hoy en día, capaces de detectar las diferentes inestabilidades plásticas que se pueden producir durante un proceso de conformado en caliente.

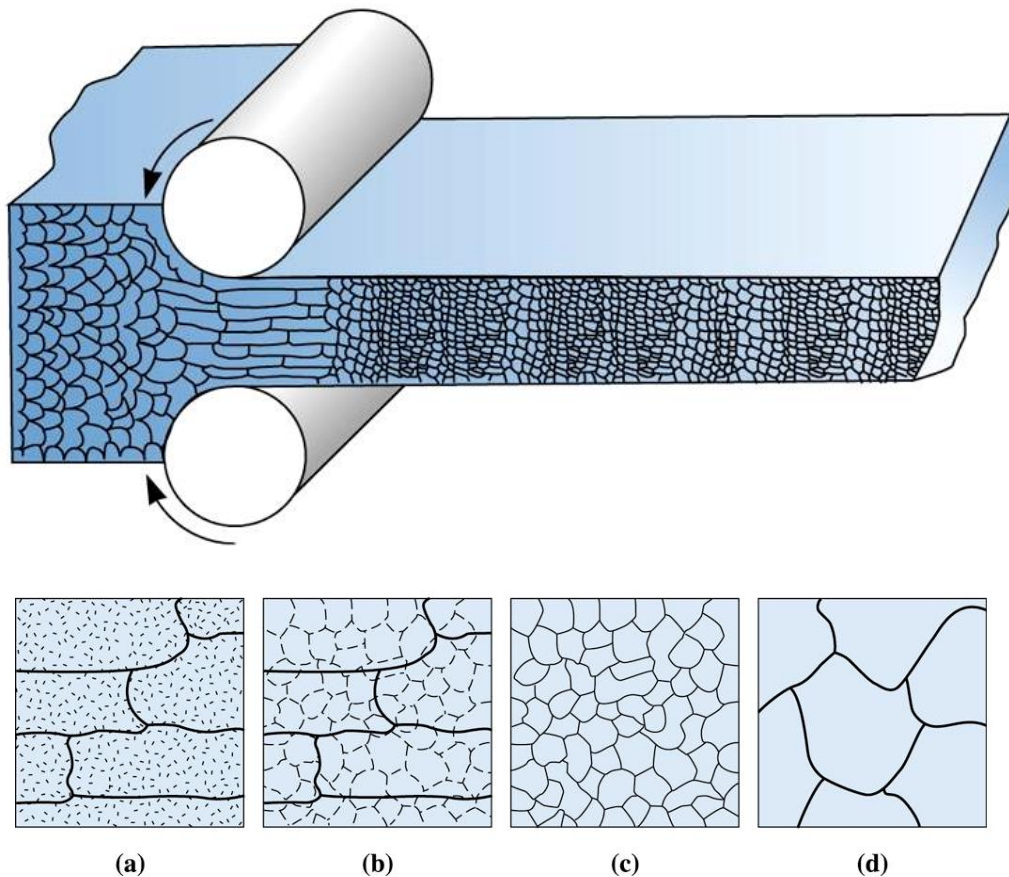


Figura 1. Cambios microestructurales durante el conformado en caliente. Si la temperatura de conformado se controla adecuadamente, el tamaño de grano final puede ser muy fino lo cual mejoraría mucho las propiedades del material deformado.

2.1.1 Modelización de la curva de fluencia

Las leyes constitutivas de la deformación plástica describen la relación entre los parámetros básicos de la deformación a una temperatura dada, las características del material y la microestructura. Los parámetros de la deformación o variables macroscópicas son la tensión σ , la temperatura T y la velocidad de deformación $\dot{\epsilon}$ (y por lo tanto el tiempo t). Los parámetros relevantes del material son aquellas constantes P_j propias del material: parámetro de red, volumen atómico, energías de enlace, constantes elásticas, constantes de difusión, temperatura de fusión, energía de falla de apilamiento, etc. Finalmente las variables de estado S_i describen la microestructura actual del material y pueden agruparse en las relacionadas con las dislocaciones y las

relacionadas con la estructura del grano. De este modo la forma general de las ecuaciones constitutivas es la indicada en la ecuación [1]:

$$\sigma = f(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T, S_i, P_j) \quad [1]$$

Las variables de estado además evolucionan con el progreso de la deformación, lo que da lugar a expresiones como la ecuación [2] para cada variable:

$$\frac{dS_i}{dt} = g_i(\sigma, T, S_i, P_j) \quad [2]$$

Estrictamente hablando las ecuaciones [1] y [2] forman la ley constitutiva para un mecanismo de deformación dado. En ellas se ha obviado, por simplicidad, su carácter tensorial.

Si bien las ecuaciones cinéticas (ecuación [1]) son relativamente fáciles de obtener y hay considerable estudios teóricos, las ecuaciones evolutivas (ecuación [2]) están menos desarrolladas y son más difíciles de verificar experimentalmente. Y es que no se le debe escapar al lector que la multitud de parámetros estructurales que pueden influenciar la deformación plástica, así como la posibilidad de presencia simultánea de diferentes mecanismos de deformación, hacen que la resolución conjunta de las ecuaciones anteriores sea poco menos que imposible en la práctica, por lo que usualmente se acude a simplificaciones del problema, como por ejemplo asumir u obtener condiciones de estructura constante ($dS_i/dt = 0$).

Como norma general puede decirse que los procesos involucrados en la deformación de materiales metálicos son el resultado de fenómenos competitivos, un balance entre mecanismos de aumento de resistencia (endurecimiento por deformación) y de ablandamiento (restauración y recristalización dinámicas). Ello provoca que la curva de fluencia alcance un valor de saturación, de estado estable, una vez que ambos mecanismos se autocompensan (ver figura 2).

La importancia de la modelización de los procesos de conformado en caliente estriba en su trascendencia tanto desde un punto de vista industrial como científico, y es una necesidad cada vez más importante tanto por las empresas que se dedican al conformado como las que se dedican al desarrollo de los programas de simulación por elementos finitos de dichos procesos.

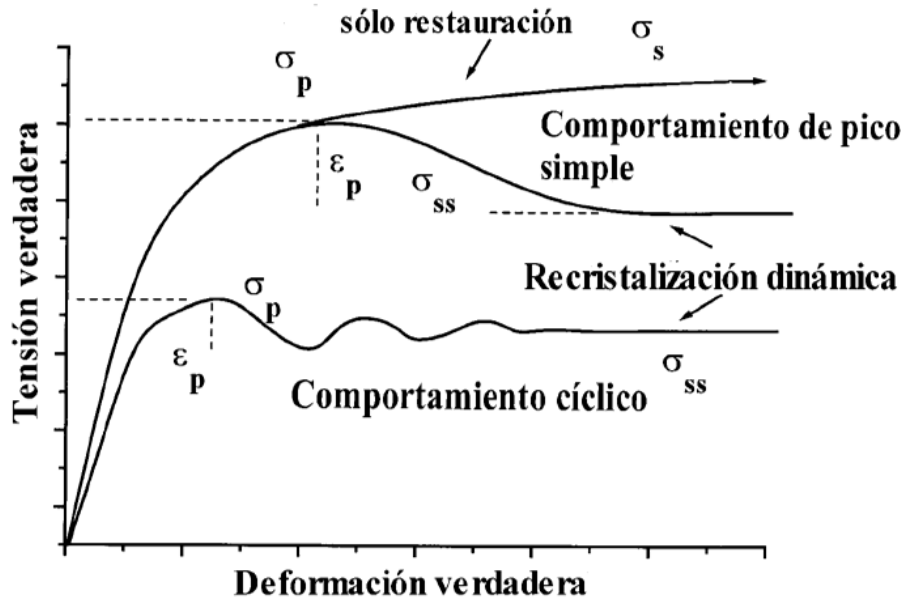


Figura 2. Representación esquemática de la recristalización dinámica discontinua en diferentes condiciones de deformación.

La conformación en caliente se ha empleado a lo largo de los años para proporcionar la forma adecuada a los metales. Hoy en día, sin embargo, y gracias al avance en el conocimiento de materiales, la deformación en caliente no sólo proporciona la geometría deseada sino las características mecánicas finales requeridas en la pieza. En consecuencia para la simulación y control de las operaciones de conformado en caliente, es esencial conocer el comportamiento termomecánico a fluencia de los materiales deformados.

La importancia de la determinación del comportamiento en fluencia reside básicamente en tres factores. En primer lugar, la tensión de fluencia influye directamente en la ductilidad, de manera que una elevada tensión de fluencia daría lugar a una menor ductilidad. En segundo lugar, las curvas de fluencia proporcionan información sobre los mecanismos de ablandamiento, los cuales son necesarios para incrementar la ductilidad del material.

El conformado en caliente, se realiza llevando el material a elevadas temperaturas, a fin de obtener deformaciones importantes aplicando esfuerzos relativamente limitados. Además los procesos de conformado en caliente permiten la modificación de la estructura metalográfica y el tamaño de grano.

Por lo tanto, la modelización de las curvas de fluencia puede efectuarse en tres etapas. La primera etapa es hasta el valor máximo de tensión y donde operan el endurecimiento por deformación y el ablandamiento por restauración dinámica (DRV). Para estos mecanismos es posible utilizar modelos de base física. La segunda etapa es una etapa de transición donde se observa una caída de tensión debida a la recristalización dinámica (DRX). Esta caída puede ser de forma continua (recristalización dinámica de pico simple) o con forma de oscilaciones (recristalización dinámica de pico múltiple). En esta etapa el uso de modelos teóricos está todavía sujeto a mucha discusión en la literatura. La tercera y última etapa es la de tensión constante, etapa de saturación o de estado estable. En algunos materiales y bajo determinadas condiciones, no se observa esta caída de tensión y la curva está compuesta solamente de dos etapas sin presentar transición.

2.1.2 Formalismo mecánico de la etapa de endurecimiento y de restauración dinámica.

Esta etapa se caracteriza por la introducción en el acero de una alta densidad de dislocaciones como consecuencia del acomodo de la red cristalina con la deformación aplicada. Estas dislocaciones se mueven en la red cristalina por deslizamiento o por escalada, dependiendo de la temperatura y de los tipos de obstáculos que encuentran en su recorrido. En valores bajos e intermedios de temperatura, el proceso de deformación está controlado por el deslizamiento, mientras que a temperaturas altas, lo que domina es la escalada de dislocaciones y en consecuencia, el proceso es controlado por difusión. A medida que se deforma el material, su resistencia y su dureza aumenta mientras que su plasticidad disminuye. Este fenómeno se llama acritud o endurecimiento por deformación.

La restauración es un mecanismo de reordenación y eliminación de las dislocaciones formando subceldas o aniquilándose entre ellas. La restauración de dislocaciones no es un solo proceso microestructural sino una serie de micromecanismos que son representados esquemáticamente en la figura 3.

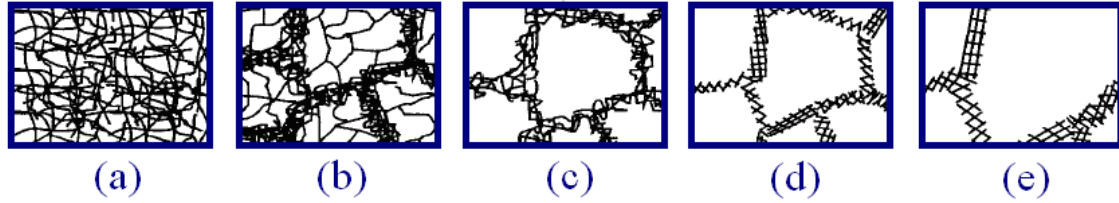


Figura 3. *Diferentes etapas del endurecimiento y de la restauración dinámica:*
a) *Generación de dislocaciones, (b) Formación de celdas, (c) Aniquilación de dislocaciones dentro de las celdas, (d) Formación de subgranos, (e) y su crecimiento.*

Está bien establecido que la componente de tensión debida al deslizamiento de las dislocaciones está relacionada con la densidad de dislocaciones del siguiente modo:

$$\sigma = \alpha' \mu b \sqrt{\rho} \quad [3]$$

donde b es el vector de *Burgers*, α' es una constante de proporcionalidad cercana a la unidad, μ es el módulo de cizalladura y ρ la densidad de dislocaciones móviles. Durante la deformación en caliente de materiales metálicos se acepta que la densidad de dislocaciones evoluciona con la deformación (o tiempo si la velocidad de deformación es constante) según la siguiente expresión:

$$\frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} = \frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} \Big|_{\text{almacenadas}} - \frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} \Big|_{\text{recuperadas}} \quad [4]$$

El primer término describe el cambio en la densidad de dislocaciones debido a que cierta fracción de las dislocaciones móviles se almacena en el cristal después de haberse desplazado una determinada distancia. El segundo término se debe a los procesos de recuperación o reordenamiento de las dislocaciones previamente almacenadas. La combinación de las ecuaciones [3] y [4] con la ley de velocidad de endurecimiento

$\theta = \frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \Big|_{\varepsilon, T}$ permite disponer del conjunto de ecuaciones que predicen la evolución de la

densidad de dislocaciones con la deformación, y por lo tanto el comportamiento en fluencia durante la deformación del material, cuando el único proceso de ablandamiento es producido por la restauración y el de endurecimiento es debido a la generación de dislocaciones durante la deformación. Para ello será además necesario trabajar con la versión diferencial de la ecuación [3] :

$$\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} = \left(\frac{\alpha' \mu b}{2 \sqrt{\rho}} \right) \frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} \quad [5]$$

El análisis de este grupo de ecuaciones deja bien claro que la resolución de las mismas pasa por la determinación de la evolución de la velocidad de endurecimiento por deformación θ con la tensión. Diversos modelos se han reportado en bibliografía, pero es el modelo de *Estrin y Mecking* y *Bergström* el que parece proporcionar resultados más satisfactorios. *Estrin y Mecking* formulan un planteamiento similar el de la ecuación [4], es decir entienden el proceso de fluencia como un balance entre endurecimiento y ablandamiento. En su estudio parten del modelo de *Kocks*, y corrigen el término de generación de dislocaciones. Afirman que el camino libre medio de las dislocaciones no es $\rho^{-1/2}$ cuando hay impedimentos geométricos, como partículas precipitadas, o tamaños de grano muy fino. En este caso es mejor suponer que el camino libre medio es una constante geoméricamente impuesta, y por lo tanto la velocidad de almacenamiento de dislocaciones, proporcional al camino libre medio, es también constante. Al igual que *Kocks* suponen que la restauración dinámica sigue una cinética de primer orden (lineal). Estas hipótesis transforman la ecuación [4] en la siguiente expresión:

$$\frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} = U - \Omega \cdot \rho \quad [6]$$

donde U es la velocidad a la que las dislocaciones móviles se inmovilizan o aniquilan, Ω mide la probabilidad de removilización o aniquilación de dislocaciones inmóviles.

El planteamiento de *Bergström* es radicalmente opuesto. Para su modelo supone que la densidad de dislocaciones total se compone de la densidad de dislocaciones móviles y de las inmóviles, que la densidad de dislocaciones móviles es independiente de la deformación y que la variación de la densidad de dislocaciones inmóviles con la deformación viene determinada por la creación, inmovilización, removilización y aniquilación de dislocaciones. Finalmente afirma que la variación neta de la densidad de dislocaciones equivale a:

$$\frac{\partial \rho}{\partial \varepsilon} = U - A - \Omega \cdot \rho \quad [7]$$

donde A representa la velocidad a la que las dislocaciones móviles se aniquilan entre sí, o con límites de grano, o en la superficie libre del material. Finalmente *Bergström* admite que $U \gg A$ por lo que la ecuación definitiva es similar a la de *Estrin y Mecking*.

La integración de la ecuación [7] es compleja cuando U y Ω son dependientes de ε , pero se vuelve relativamente sencilla si se acepta que los términos U y Ω son aproximadamente independientes de ε . Con la anterior presunción y tomando como condiciones iniciales $\rho = \rho_0$ para $\varepsilon = 0$ resulta:

$$\rho = \rho_0 e^{-\Omega\varepsilon} + \left(\frac{U}{\Omega}\right)(1 - e^{-\Omega\varepsilon}) \quad [8]$$

Introduciendo la ecuación [3] en la anterior expresión se obtiene la ecuación de modelización:

$$\sigma = \left[\sigma_0^2 e^{-\Omega\varepsilon} + (\alpha'\mu b)^2 \left(\frac{U}{\Omega}\right)(1 - e^{-\Omega\varepsilon}) \right]^{0.5} \quad [9]$$

o bien:

$$\sigma = \left[\sigma_m^2 + (\sigma_0^2 - \sigma_m^2) e^{-\Omega\varepsilon} \right]^{0.5} \quad [10]$$

donde:

$$\sigma_0 = \alpha'\mu b \sqrt{\rho_0} \quad [11]$$

$$\sigma_m = \alpha'\mu b \sqrt{\frac{U}{\Omega}} \quad [12]$$

y siendo σ_m la tensión máxima de la curva de fluencia, igual a σ_{ss} en el caso de ablandamiento únicamente por restauración dinámica, y a σ_p cuando además existe recristalización dinámica (ver Figura 3).

2.1.3 Ecuación cinética para las tensiones máximas y de estado estable

Las expresiones anteriores no son todavía ecuaciones constitutivas pues falta incluir la dependencia con la temperatura y la velocidad de deformación. La dependencia de la velocidad de deformación con la tensión de estado estable σ_{ss} durante el conformado en caliente, independientemente de si los mecanismos de recuperación progresan via

únicamente restauración dinámica, o restauración más recristalización dinámica, puede explicarse satisfactoriamente por las ecuaciones potencial o exponencial siguientes:

$$\dot{\varepsilon} = A \cdot \sigma_{ss}^n \cdot \exp\left(\frac{-Q}{RT}\right) \quad [13]$$

$$\dot{\varepsilon} = A' \cdot \exp(\beta \cdot \sigma_{ss}) \cdot \exp\left(\frac{-Q}{RT}\right) \quad [14]$$

En las ecuaciones anteriores A , A' y β son constantes del material, n es el exponente de “creep”, Q es una energía de activación y R la constante de los gases. La ecuación [13] es válida a bajos valores de tensiones mientras que la ecuación (14) refleja mejor el comportamiento a altas tensiones. *Garofalo* en condiciones de “creep”, y *Sellars* y *Tegart* en condiciones de conformado en caliente propusieron una expresión más general que abarcase los rangos de altas y bajas tensiones. Dicha ecuación es de la forma siguiente:

$$\dot{\varepsilon} = A'' \left[\sinh(\alpha \sigma_{ss}) \right]^n \cdot \exp\left(\frac{-Q}{RT}\right) \quad [15]$$

siendo A'' una constante del material y α la tensión inversa que marca el cambio de comportamiento potencial a exponencial. Se observa que a pesar de que en rigor las ecuaciones anteriores son válidas para σ_{ss} es posible aplicarlas a cualquier tensión σ para un valor de deformación ε fijo (en este caso las constantes son dependientes de ε). Incluso son aplicables a la tensión máxima σ_p cuando tiene lugar recristalización dinámica, y en este caso ya no son a ε constante.

En la bibliografía se suele apreciar una aparente divergencia entre los valores reportados en aceros para las constantes A , α , n y Q . Se ha podido comprobar que estas discrepancias pueden reducirse siempre y cuando las tensiones se normalicen por el módulo de Young en función de la temperatura $E(T)$, y se emplee el coeficiente de autodifusión $D_{sd}(T)$:

$$\frac{\dot{\varepsilon}}{D_{sd}(T)} = A \left[\sinh\left(\alpha \frac{\sigma_{ss}}{E(T)}\right) \right]^n \quad [16]$$

El exponente de “Creep” n puede igualarse a 5, y entonces sólo son necesarios dos parámetros para la definición de la ecuación constitutiva, i.e. A y α . En el caso de que el tamaño de grano sea suficientemente fino ha de considerarse un término adicional de tensión en la anterior ecuación.

2.1.4 La cinética de la recristalización dinámica

La recristalización dinámica, a pesar de haber sido estudiada ampliamente desde un punto de vista mecánico, no lo ha sido tanto desde un punto de vista de la metalurgia física, y aunque se han propuesto diversos modelos en bibliografía, no hay gran acuerdo sobre los mismos, ni proporcionan resultados totalmente concordantes con la práctica experimental. En otras palabras, la ecuación evolutiva para la recristalización dinámica es todavía una tarea en curso. Sin embargo a la hora de efectuar modelizaciones de la curva de fluencia es posible evitar esta indefinición. La recristalización dinámica, como todo proceso de transformación de estado sólido que tiene lugar por nucleación y crecimiento, tiene una cinética de transformación que puede expresarse por la ecuación de Avrami :

$$X = 1 - \exp(-Bt^k) \quad [17]$$

donde X es la fracción de volumen recristalizada en un tiempo dado t , y B y k son constantes asociadas con el mecanismo de nucleación (k) y con la velocidad de nucleación y crecimiento (B). Es habitual definir la cinética de la recristalización en términos del tiempo para el 50% de recristalización $t_{50\%}$. Puesto que $\exp(-0.693)=0.5$ la ecuación (17) se transforma en:

$$X = 1 - \exp\left(-0.693\left(\frac{t}{t_{50\%}}\right)^k\right) \quad [18]$$

de manera que $t_{50\%}$ y B están relacionadas como indica la ecuación:

$$t_{50\%} = \left(\frac{0.693}{B}\right)^{1/k} \quad [19]$$

Experimentalmente se ha comprobado que el tiempo para el 50% de recristalización depende a su vez de las condiciones de deformación y de la propia estructura o tamaño de grano inicial d_o :

$$t_{50\%} = B' \cdot \dot{\varepsilon}^{m_t} \cdot d_o^{n_t} \cdot \exp\left(\frac{Q_{rec}}{RT}\right) \quad [20]$$

donde B' , m_t y n_t son constantes, Q_{rec} es una energía de activación y R la constante de los gases. Dado que los ensayos se efectúan a velocidad de deformación verdadera constante es equivalente considerar tiempos a deformaciones, y por ello la expresión [17] puede representarse como:

$$X = 1 - \exp\left(-B \left(\frac{\varepsilon - \varepsilon_p}{\dot{\varepsilon}}\right)^k\right) \quad [21]$$

donde ε_p es la deformación asociada al máximo de tensión. Del mismo modo la ecuación [18] se transforma en:

$$X = 1 - \exp\left(-0.693 \cdot \left(\frac{\varepsilon - \varepsilon_p}{\varepsilon_{50\%} - \varepsilon_p}\right)^k\right) \quad [22]$$

Haciendo la hipótesis de que los ablandamientos son proporcionales a las fracciones de volúmenes transformadas, es posible deducir, a partir del análisis de las curvas de fluencia, la cinética de la transformación y por lo tanto, expresar la evolución de la tensión con la deformación desde la tensión máxima σ_p a la de estado estable σ_{ss} siguiendo una expresión similar a la Avrami:

$$\sigma = \sigma_p - (\sigma_p - \sigma_{ss}) \cdot \left[1 - \exp\left(-0.693 \cdot \left(\frac{\varepsilon - \varepsilon_p}{\dot{\varepsilon} \cdot t_{50\%}}\right)^k\right)\right] \quad [23]$$

ecuación que sólo es válida para $\varepsilon > \varepsilon_p$.

La tensión de estado estable en condiciones de recristalización dinámica no debe confundirse con la de estado estable cuando sólo hay restauración, en este último caso $\sigma_p = \sigma_{ss}$.

2.1.5 Determinación del inicio de la recrystalización dinámica

Está ampliamente reconocido que es necesario una mínima deformación, la deformación de incubación ε_c , para el inicio de la recrystalización dinámica, deformación asociada a la mínima densidad de dislocaciones necesaria para promover la nucleación de la recrystalización. Esta deformación es inferior a la correspondiente al máximo de tensión σ_p . En consecuencia σ_c (tensión asociada a ε_c) es inferior a σ_p , pero las reducidas velocidades de endurecimiento por deformación en la vecindad de σ_p justifican, desde un punto de vista práctico, igualar σ_c con σ_p , e incluso ε_c con ε_p . Adicionalmente es necesaria una cantidad de deformación ε_x , para completar la recrystalización y alcanzar el estado de fluencia estable.

Para una completa descripción de las curvas de fluencia aún queda por determinar una ecuación cinética para la deformación crítica de recrystalización ε_p . Ello es imprescindible para saber a partir del valor de deformación y de las condiciones de temperatura y velocidades de deformación es necesario considerar que tiene lugar la recrystalización dinámica. . Experimentalmente se verifica la siguiente relación:

$$\varepsilon_p = K_1 \cdot d_o^{n_c} \cdot Z^{m_c} \quad [24]$$

donde d_o es el tamaño de grano inicial, y K_1 , n_c y m_c son constantes del material

El uso de las ecuaciones [10], [16], [23] y [24] permitirá la modelización de la curva de fluencia, haya o no recrystalización dinámica.

2.1.6 Modelización del comportamiento dinámico de un material en el proceso de conformado en caliente

Durante las dos últimas décadas, varios investigadores han estudiado extensivamente los efectos de la deformación, velocidad de deformación, temperatura y microestructura sobre el comportamiento en fluencia de los metales durante los procesos de deformación. En estos últimos años, *Frost y Ashby*^[21] y *Raj*^[3] intentaron describir los procesos de deformación y fractura que se producen durante la deformación utilizando mapas de deformación (*Frost y Ashby*) o de procesado (*Raj*). Ambas aproximaciones son deterministas en el sentido de que las ecuaciones están desarrolladas asumiendo que son

dependientes de unos procesos atómicos básicos, tales como movimiento de dislocaciones, difusión, deslizamiento de los límites de grano y transformaciones de fase. Dependiendo de las condiciones experimentales, un material puede deformarse según varios mecanismos de deformación. En un cierto intervalo de temperatura y de velocidad de deformación, sólo actuará uno de los posibles mecanismos de deformación, ya que siendo independientes entre sí, todos ellos actúan simultáneamente y el más rápido será el que controle la fluencia. Un modo de determinar el proceso que controla la fluencia es mediante los mapas de deformación. Estos mapas permiten predecir los mecanismos de deformación controladores a diferentes temperaturas y velocidades de deformación.

2.1.7 Mapas de deformación de Ashby-Frost

Cada mecanismo de fluencia puede describirse por una ecuación que relaciona la velocidad de deformación de cizalladura, la tensión de cizalladura, la temperatura absoluta y la estructura. El término estructura incluye todos los parámetros que describe la estructura atómica como los enlaces atómicos, estructura de defectos, tamaño de grano, densidad de dislocaciones, concentración del soluto y fracción de volumen de las partículas de la segunda fase.

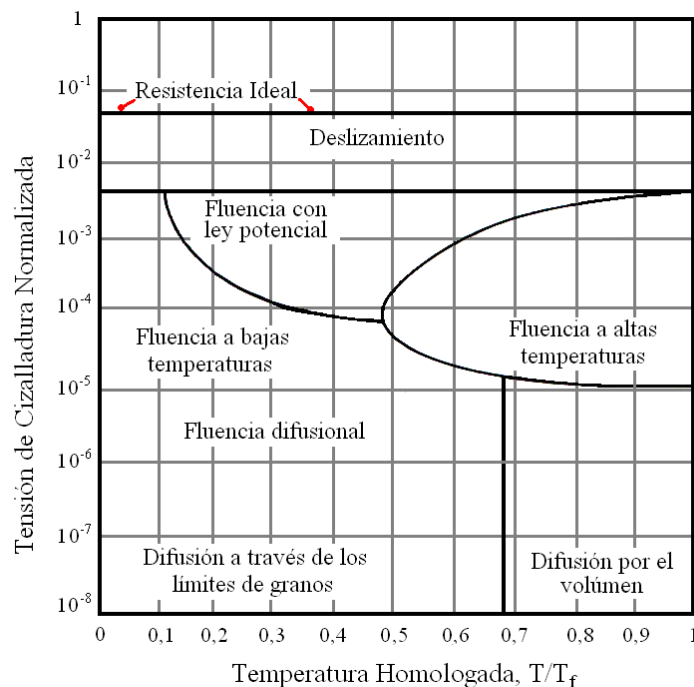


Figura 4. Ejemplo de un mapa de deformación de Ashby – Frost.

Tomando esto como base, *Ashby* y *Frost* diseñaron mapas de deformación que representaban la tensión normalizada por el módulo de cizalladura frente a la temperatura homóloga ($T/T_{fusión}$) indicando a cada velocidad de deformación, cuál era el mecanismo controlador activo. De hecho, estos mapas proporcionan información acerca del mecanismo de deformación que cabe esperar en condiciones de un proceso termomecánico dado (ver figura 4).

2.1.8 Mapas de deformación de Raj o mapas de nucleación de daño

Raj extendió el concepto de mapa de deformación a los mapas de procesado considerando dos importantes mecanismos de daño que son relevantes para el procesado. Uno es la formación de cavidades cerca de las partículas duras. Estas partículas no se deforman por sí mismas, pero la matriz circundante se deforma más que el promedio, produciendo endurecimiento y concentración de tensiones cerca de las partículas. Cuando las tensiones alcanzan valores suficientemente grandes, la cara interna partícula-matriz puede separarse o la partícula fisurarse, lo que conduce a la creación del daño debido a la formación de cavidades contribuyendo, por último a la fractura dúctil. A altas temperaturas, la velocidad de formación de cavidades es relativamente lenta a causa de las bajas velocidades de endurecimiento debidas a la restauración. También, las bajas velocidades de deformación contribuirán a la disminución de la concentración de tensiones en las caras internas de las partículas por procesos de transporte difusional. De este modo, *Raj* determinó las condiciones mínimas (combinación de temperatura y velocidad de deformación) para la formación de cavidades cerca de partículas duras.

El segundo mecanismo de daño que consideró fue la denominada fisuración de junta triple, esto es, la formación de grietas en los límites de grano para disminuir la concentración de tensiones causada por el deslizamiento de los límites de grano a altas temperaturas y bajas velocidades de deformación. Si la velocidad de deformación es tan alta que la matriz se deforma a velocidades más grandes que la velocidad de deslizamiento de los límites de grano, los efectos del deslizamiento serán despreciables y no habrá fisuración en cuña. Si la velocidad de deformación es muy baja, habrá suficiente tiempo para la relajación de tensiones en la junta triple. El límite superior para evitar la fisuración en cuña a altas temperaturas ha sido determinado por *Raj*.

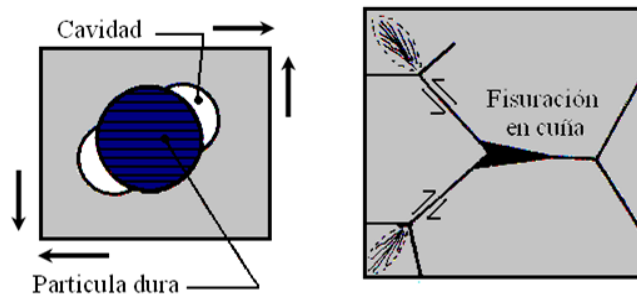
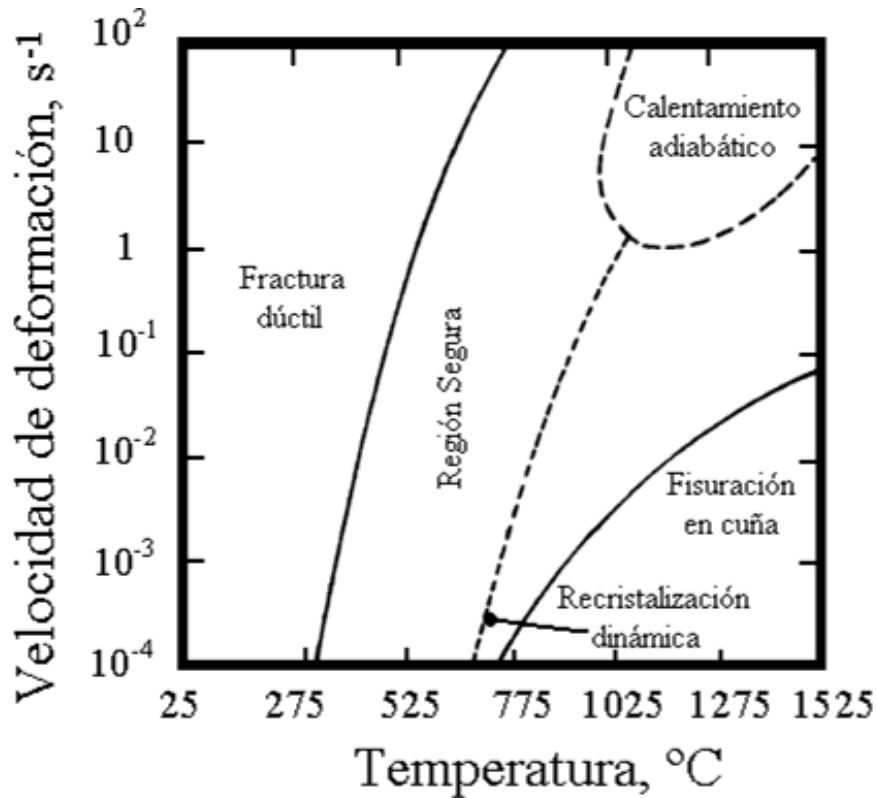


Figura 5. Ejemplo de un mapa de deformación de Raj que muestra las condiciones de límites para la nucleación del daño.

En la figura 5 se muestra el mapa de Raj con indicación del límite inferior para la formación de cavidades y el límite superior para la aparición de la fisuración en cuña. En principio, existe siempre una región que es “segura” para procesar, dónde los mecanismos de daño no ocurren. La región segura presenta, también, un límite a velocidades de deformación muy elevadas donde puede ocurrir la localización de fluencia en bandas de deformación.

Los mapas de Raj constituyen un avance muy importante en la optimización de la conformabilidad intrínseca, pues proporcionan información de las zonas de conformado a

evitar. Sin embargo, los mapas de *Raj* presentan ciertas limitaciones para aleaciones comerciales debido a la no disponibilidad de todos los datos requeridos para su construcción. Además, no es posible saber, *a priori*, todos los mecanismos microestructurales de daño que ocurren en el material para poder modelarlos adecuadamente.

2.1.9 Mapas de deformación de Rao-Raj

Rao superpuso los datos de la ductilidad a temperatura ambiente de las probetas deformadas a varias temperaturas y velocidades de deformación sobre los mapas de *Raj* y observó que los valores de ductilidad baja se sitúan en la región donde los mapas de *Raj* predicen la fisuración en cuña. Los valores máximos de ductilidad se situaban en medio de la región segura (figura 6). Estos resultados indican que es posible una mayor optimización dentro de las regiones seguras predichas por los mapas de *Raj*.

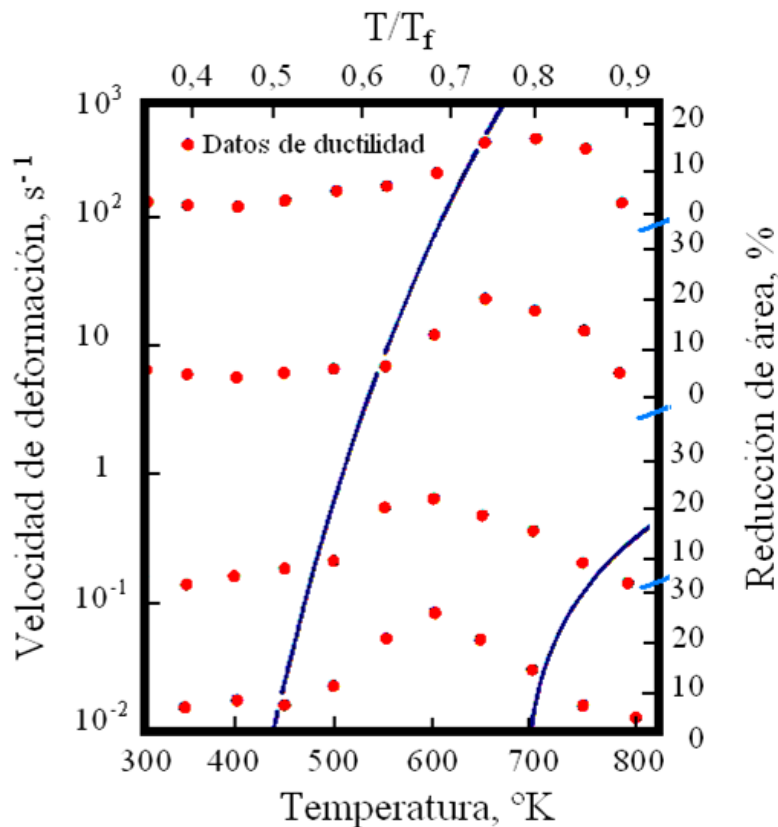


Figura 6. Mapa experimental de procesamiento para la aleación Al-5% Si determinado en base a datos de ductilidad.

2.1.10 Modelización dinámica del comportamiento del material

Durante los procesos de forja, el útil del conformado proporciona una energía instantánea a la pieza conformada mediante la cantidad expresada por:

$$\sigma \cdot \dot{\epsilon} = \sigma_1 \cdot \dot{\epsilon}_1 + \sigma_2 \cdot \dot{\epsilon}_2 + \sigma_3 \cdot \dot{\epsilon}_3 \quad [25]$$

donde σ es la tensión verdadera, $\dot{\epsilon}$ es la velocidad de deformación verdadera y los términos de la derecha son los productos de las tensiones principales y las velocidades de deformación principales.

La pieza conformada disipará, mediante procesos metalúrgicos, la energía instantánea aplicada de manera proporcional al nivel de energía suministrada. Por ejemplo, cuando la energía es suministrada a altas velocidades de deformación, el material la disipará mediante procesos de fractura y cuando la energía es suministrada a muy bajas velocidades de deformación, el material la disipará por fluencia superplástica si su microestructura es correcta y se deforma en condiciones superplásticas. La eficiencia de disipación de energía de estos procesos metalúrgicos puede ser la misma, pero su variación con la velocidad de deformación puede no favorecer el alcance de las condiciones de estado estable.

2.2 Criterios termodinámicos continuos

Tanto los mapas de *Ashby* y *Frost*^[2] como los de *Raj*^[3] constituyeron un avance muy importante en la optimización de la conformabilidad puesto que proporcionan información de las zonas de inestabilidades plásticas a evitar durante un proceso de conformado. Sin embargo, dichos mapas presentan ciertas limitaciones para aleaciones comerciales debido a la no disponibilidad de todos los datos requeridos para su construcción. Además, no es posible saber, a priori, todos los mecanismos microestructurales de daño que ocurren en el material para poder modelarlos adecuadamente.

Debido a las limitaciones de los mapas de deformación y de procesado, se desarrolló otro método muy prometedor en cuanto al análisis de la inestabilidad plástica y la optimización de la conformabilidad en caliente; es el llamado “*Modelo Dinámico de Materiales*” (de aquí adelante DMM). En este método, desarrollado por *Prasad* y *col*^[4,5] y analizado por *Gegel* y *col*^[6,7] y *Alexander*^[8], la pieza conformada a alta temperatura se considera como la única parte de todo el sistema del proceso capaz de disipar energía, y su

ecuación constitutiva es una relación analítica que describe la variación de la tensión de fluencia con los parámetros de deformación; es decir temperatura y velocidad de deformación. Esta ecuación es una característica intrínseca del material de la pieza conformada y describe la manera en que la energía se convierte en cualquier instante, usualmente, en energía térmica y microestructural no recuperable por el material. Por consiguiente, la deformación en caliente se modela manejando varios procesos termodinámicos irreversibles controlados por la velocidad de energía aportada y la posterior disipación de esta energía mediante los procesos metalúrgicos dinámicos.

El desarrollo del DMM se ha basado en tres grandes disciplinas: 1) Mecánica continua de la fluencia plástica en grandes deformaciones; donde el material conformado actúa como un disipador de energía tal como ha sido descrito por *Ziegler*^[18]; 2) Principios generales de la modelización de sistemas físicos descritos por *Wellstead*^[19], donde los conceptos energéticos de contenido disipador y co-contenido disipador se aplican a sistemas mecánicos, eléctricos y magnéticos; 3) Conceptos de la termodinámica irreversible que describen la estabilidad y la autoorganización de los sistemas caóticos propuestos por *Prigogene*^[20], donde la tasa de producción de entropía se utiliza para caracterizar el comportamiento de los fenómenos irreversibles.

A pesar de ser validado por numerosos trabajos de investigación^[9,11,12-16,20-26], el DMM sigue siendo un tema de controversia en la literatura, y no se puede afirmar que es un método “de consenso”; debido a las inconsistencias que varios investigadores encontraron en sus conceptos y fundamentos físicos que explicaremos más adelante en este trabajo. No obstante, las comprobaciones microestructurales, llevadas a cabo en diferentes procesos industriales (forja, extrusión y laminación) de varios materiales^[11], avalan la utilidad de este método en la identificación de los dominios de inestabilidades plásticas en los mapas de conformado.

2.2.1 Conceptos termodinámicos

En los modelos termodinámicos, el conformado en caliente se analiza por medio de la energía suministrada P al material conformado. La energía total disipada está relacionada con la tasa de producción de entropía de la siguiente manera:

$$P = \sigma \cdot \dot{\epsilon} = \frac{dS}{dt} T \geq 0 \quad [26]$$

donde $\frac{dS}{dt}$ es la tasa de producción de entropía. La energía P es siempre positiva para los procesos irreversibles (deformación plástica, por ejemplo) e igual a cero para procesos reversibles. Bajo condiciones isotérmicas, la tasa de producción de entropía es totalmente “interna” (P). El teorema de la mínima producción de entropía de *Prigogine*^[20] postula que todo sistema evoluciona naturalmente a un estado estacionario estable donde la tasa de producción de entropía es mínima, este estado corresponde al de máxima eficiencia en presencia de procesos irreversibles. En el marco de la teoría termodinámica generalizada de los procesos irreversibles se puede postular que todo sistema evoluciona en la superficie definida por la producción global de energía y los parámetros de control, a un estado donde la disipación termodinámica es mínima. Una de las aplicaciones potenciales de la termodinámica de los procesos irreversibles consiste en establecer las condiciones iniciales y de frontera bajo las cuales un sistema logra obtener el máximo de eficiencia con un mínimo de disipación termodinámica. *Basaran* y *Nie*^[27] han demostrado que la producción de entropía causada por la disipación de energía puede dividirse en cuatro términos: dos términos llamados disipación intrínseca ó disipación mecánica, que consisten en una disipación plástica más una disipación asociada a la evolución de otras variables internas; y los dos otros términos son la disipación térmica debida a la conducción de calor y una fuente interna de calor.

En los casos donde los cambios microestructurales y la disipación de calor pueden separarse, *Malvern*^[28], también, ha demostrado que la producción total de entropía consiste en dos partes complementarias. La primera parte (generalmente más grande) consiste en “entropía de conducción” que se debe a la conducción de calor desde donde se genera (por fluencia plástica) hacia las zonas más frías del sistema. La segunda parte se debe a la disipación microestructural, que provoca una reducción en la tensión de la fluencia plástica (por movimiento de dislocaciones). *Ziegler*^[18] representó estas dos partes en términos de funciones disipativas y demostró que la energía instantánea total disipada ($P = \sigma \cdot \dot{\epsilon}$) puede expresarse por la suma de dos integrales^[29]:

$$P = \sigma \cdot \dot{\epsilon} = \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma \cdot d\dot{\epsilon} + \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} \cdot d\sigma = G + J \quad [27]$$

donde G es el área por debajo de la curva de la figura (7a) y representa el contenido disipador. J es el área por encima de la curva de la figura (7b) y es la función complementaria de G .

Para entender el sentido físico de G y J , deben considerarse los procesos microscópicos de la deformación plástica^[18]. La fluencia plástica ocurre por deslizamiento cristalográfico que, como se sabe, resulta del desplazamiento de dislocaciones sobre sus planos de deslizamiento bajo la acción de una tensión de cizalladura τ . La acción de τ aumenta la energía cinética y potencial. Una parte considerable de la energía potencial es casi instantáneamente transformada en energía cinética. Sin embargo, la energía cinética total producida por fluencia plástica se transforma en calor. La mayor porción de esta transformación se disipa a través de este aumento de temperatura y se representa por el contenido disipador G (el área bajo la curva, como indica la figura 7) y la parte restante es almacenada en forma de defectos.

Las dislocaciones móviles se agrupan, después de la aniquilación de algunas por la restauración térmica o mecánica, y pueden, también, formar intercaras que a temperaturas suficientemente altas pueden migrar para causar una aniquilación, a mayor escala, de las dislocaciones. A temperaturas relativamente bajas, donde los procesos de restauración son lentos, los grupos de dislocaciones pueden crear fisuras internas, las superficies libres de las cuales forman “los sumideros” para la aniquilación de las dislocaciones. Pueden existir otros procesos microscópicos (p.ej. fluencia difusional, transformación de fase inducida por tensión) que eliminan dislocaciones y disipan energía. Todos estos fenómenos metalúrgicos contribuyen a la disipación de energía en menor proporción que el contenido disipador G y representan la disipación de energía a través de la función complementaria J : el co-contenido disipador. El comportamiento dinámico del material puede explícitamente modelarse en términos de la variación de J con los parámetros del proceso. En cada instante la disipación de energía ocurre mediante un aumento de temperatura (el contenido G) y cambios microestructurales (el co-contenido J).

El reparto de energía entre G y J se decide mediante el coeficiente m de sensibilidad a la velocidad de deformación de la tensión de fluencia. De la ecuación [27] se deduce que el reparto de energía entre G y J viene dada por:

$$\left(\frac{\partial J}{\partial G} \right)_{\varepsilon, T} = \frac{\partial P}{\partial G} \frac{\partial J}{\partial P} = \frac{\sigma d\varepsilon}{\dot{\varepsilon} d\sigma} = \left[\frac{\partial(\ln \sigma)}{\partial(\ln \dot{\varepsilon})} \right]_{\varepsilon, T} \equiv m \quad [28]$$

Para una fluencia plástica estable $0 < m < 1$, es decir la deformación ocurre entre estos dos extremos $J = 0$ y $J = 0,5 P$. En el caso extremo, J puede ser como mucho igual a G , puesto que las dislocaciones no pueden ser aniquiladas a velocidades más grandes que aquéllas a las que se generan. Esto es el caso ideal de un disipador lineal donde $m = 1$ y $J = J_{max} = G_{min} = 0,5 P$ y la mitad de energía se disipa como fluencia plástica del material mientras que la otra mitad se disipa en forma de calor (Fig. 7b). En el otro extremo, $m = 0$ y $J = 0$ la deformación es totalmente independiente de la velocidad de deformación y el material no disipa energía a través de los procesos metalúrgicos y se comportara como un “almacén” de energía mediante generación de dislocaciones.

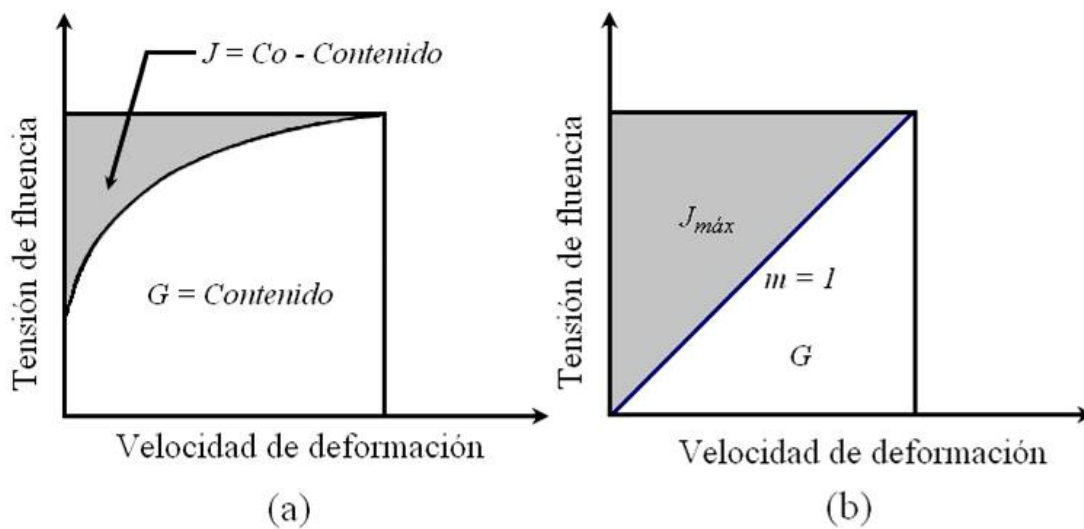


Figura 7. (a) Representación esquemática de la ecuación constitutiva de un disipador de energía; (b) Disipador lineal ideal.

Las dislocaciones móviles se agrupan, después de la aniquilación de algunas por la restauración térmica o mecánica, y pueden, también, formar caras internas que a temperaturas suficientemente altas pueden migrar para causar una aniquilación, a mayor escala, de las dislocaciones. A temperaturas relativamente bajas, donde los procesos de restauración son lentos, los grupos de dislocaciones pueden crear fisuras internas, las superficies libres de las cuales forman “los sumideros” para la aniquilación de las dislocaciones. Pueden existir otros procesos microscópicos (e.g. fluencia difusional, transformación de fase inducida por tensión) que eliminan dislocaciones y disipan energía. Todos estos fenómenos metalúrgicos contribuyen a la disipación de energía en menor

proporción que el contenido disipador G y representan la disipación de energía a través de la función complementaria J : el co-contenido disipador. El comportamiento dinámico del material puede explícitamente modelarse en términos de la variación de J con los parámetros del proceso. En conclusión, en cada instante la disipación de energía ocurre mediante un aumento de temperatura (el contenido G) y cambios microestructurales (el co-contenido J).

En materiales que tienen microestructuras complejas o aleaciones bifásicas, los procesos metalúrgicos dinámicos, que contribuyen a la disipación de energía durante la deformación en caliente, ocurren simultáneamente y/o interactivamente. En consecuencia, el valor evaluado de J será el resultado global de estas interacciones. En efecto, los procesos metalúrgicos, tales como la restauración dinámica, recristalización dinámica, rotura interna, disolución o crecimiento de partículas (o segundas fases) en condiciones dinámicas y transformación de fase inducida por deformación o precipitación dinámica contribuyen a un cambio en el valor de la energía disipada J . Cuando dos procesos principales de disipación de características diferentes ocurren simultáneamente, el valor de J alcanza su máximo cuando la energía disipada por uno iguala la del otro.

Considerando que la velocidad máxima posible de aniquilación de dislocaciones solo puede ser, como mucho, igual a la velocidad de generación de estas dislocaciones, la disipación de energía a través del co-contenido J , puede normalizarse con un disipador

lineal $\left[m = 1; J_{max} = \frac{P}{2} = \left(\frac{\sigma \cdot \dot{\epsilon}}{2} \right) \right]$ para definir un parámetro adimensional llamado eficiencia

de la disipación de energía (η) a través de los procesos metalúrgicos:

$$\eta = \frac{J}{J_{max}} = \frac{2m}{m+1} \quad [29]$$

La variación de la eficiencia energética (η) con la temperatura y velocidad de deformación representa las características de disipación de energía mediante los cambios microestructurales en la pieza conformada y constituye el mapa del procesado^[9-17]. Este mapa exhibe varios dominios que pueden ser correlacionados con mecanismos microestructurales específicos. La figura 8 (a) representa de manera esquemática un mapa tridimensional de la eficiencia de disipación de energía con la temperatura y la velocidad

de deformación. Para mejor visualización es habitual realizar la anterior representación como mapas de contorno de iso-eficiencia (véase la figura 8 (b)).

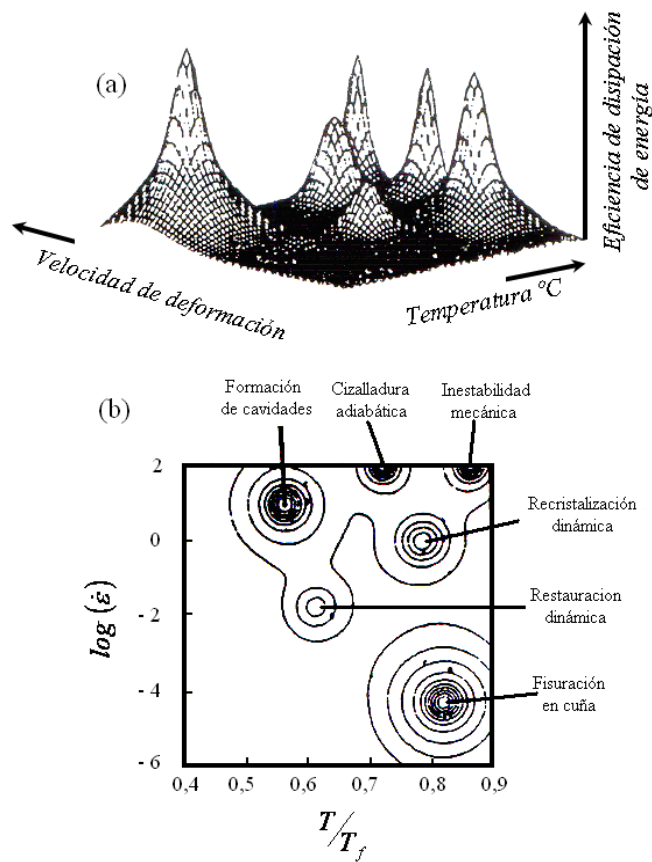


Figura 8. (a) Representación esquemática de la variación de la eficiencia de disipación de energía con la temperatura y la velocidad de deformación; (b) Mapa de contorno que muestra los contornos de isoeficiencia

2.2.2 Interpretación de los mapas de procesado

La interpretación de los mapas de disipación de energía se hace tomando como base los principios generales de los mecanismos microestructurales, representados en los mapas de $Ra_f^{[3]}$, siguiendo las líneas generales siguientes:

- A temperaturas bajas ($T \leq 0,25T_{fusión}$) y altas velocidades de deformación ($10 - 100 s^{-1}$), la formación de cavidades ocurre cerca de las partículas duras y esto conduce a la fractura dúctil. En los mapas de disipación estas regiones están caracterizadas por muy altas

eficiencias y un rápido aumento en la eficiencia cuando la temperatura decrece y la velocidad de deformación aumenta.

- A altas temperaturas ($T \geq 0,75T_{fusión}$) y bajas velocidades de deformación ($< 10^{-3} s^{-1}$), se produce la fisuración en cuña debida al deslizamiento de los límites de grano. En esta región, la eficiencia de la disipación de energía es muy alta y aumenta con la disminución de la velocidad de deformación hasta alcanzar un pico de eficiencia.

- A altas temperaturas ($T \approx 0,75T_{fusión}$) y altas velocidades de deformación (10^{-1} a $10 s^{-1}$), la recristalización dinámica domina. Este dominio tiene una eficiencia media de disipación de energía (30-50 %).

- A temperaturas y velocidades de deformación intermedias, se produce el proceso de la restauración dinámica caracterizada por una eficiencia relativamente baja.

- A velocidades de deformación muy altas ($\geq 10 s^{-1}$) existe la posibilidad de aparición de bandas de cizalladura adiabática y esto conduce a la localización de fluencia. En este caso la eficiencia de disipación de energía es muy baja.

2.2.3 Utilidad industrial de los mapas de disipación de energía

En aleaciones complejas pueden existir más procesos metalúrgicos que contribuyen a la disipación de energía. Se requiere un conocimiento previo de estos procesos para identificar sus características en el mapa de disipación de energía y, también, su existencia tiene que ser confirmada por estudios microestructurales en cada dominio del mapa.

Es interesante destacar la gran importancia del dominio de la recristalización dinámica en la optimización de la conformabilidad intrínseca, puesto que reconstituye la microestructura mediante la formación y la migración de límites de grano y es el mecanismo más eficiente dentro de la región segura del procesado. En este sentido, y de acuerdo con los mapas de *Raj*, los procesos de restauración y recristalización dinámicas se consideran como procesos que aseguran una estabilidad plástica, debido a que la disipación de energía se produce mediante aniquilación de dislocaciones.

La aparición de estos procesos, en los mapas de disipación de energía, se manifiesta por un máximo de rendimiento energético. Mientras que las zonas de inestabilidades plásticas (bandas de cizalladura, rotura intergranular, rotura por cavidades,...etc.) se caracterizan por un mínimo de rendimiento energético.

En las operaciones comerciales de conformado, no siempre es posible tener un estrecho control sobre los parámetros de temperatura y de velocidad de deformación. Por consiguiente, los mapas de disipación de energía son de una considerable utilidad en el sentido que el dominio de la recristalización dinámica pondrá los límites para el control de los parámetros del proceso de conformado. De hecho, como la recristalización dinámica es una consecuencia del comportamiento constitutivo del material, la composición química, la microestructura y la historia previa de la pieza conformada decidirán hasta qué punto el control tiene que ser rígido. Además, el mapa será una guía muy útil en el diseño del proceso entero del conformado puesto que el rango de velocidad de deformación en el dominio de la recristalización dinámica sugerirá la velocidad y el tipo de máquina a utilizar para el conformado en caliente, mientras que el rango de temperaturas en este dominio indicara si el proceso tiene que ser isotérmico o no. Por ejemplo, si una aleación recristaliza dinámicamente a bajas velocidades de deformación en un rango estrecho de temperatura, una prensa hidráulica y un proceso isotérmico tienen que ser elegidos. Por otra parte, materiales que recristalizan dinámicamente a altas velocidades de deformación en un amplio rango de temperaturas pueden ser conformados usando laminación en caliente o estampa por forja en caliente. Así, el comportamiento constitutivo del material o la conformabilidad intrínseca juegan un papel muy importante en el diseño de las operaciones mecánicas del procesado.

2.2.4 Criterios de estabilidad de Liapunov

El parámetro adimensional de la eficiencia de disipación de energía; $\eta = \frac{2m}{m+1}$, del

DMM, es muy importante para el control de la energía disipada durante un proceso de conformado^[4,5,12,14]. Este parámetro se utiliza, también, para formular la función de *Liapunov*, que es una cantidad del sistema asociada al criterio de estabilidad de *Liapunov*^[29] considerado como un método general aceptado en el diseño ingenieril^[30]. La función de *Liapunov* es un término arbitrario que relaciona los cambios en la energía total de un sistema dado.

El criterio de *Liapunov* requiere que el sistema minimice su energía total continuamente. Además, este criterio conduce a la condición de que, en regiones estables, la derivada parcial de segundo orden de los parámetros de eficiencia η y de entropía S respecto a $\log \dot{\epsilon}$

tiene que ser negativa. Esta condición asegura, definitivamente, que el sistema se aproxime a las condiciones del estado estable donde la energía es mínima y la eficiencia es máxima. La función de *Liapunov* se formula de la manera siguiente:

$$V_l = \eta (\log \dot{\varepsilon}) \quad [30]$$

Para definir un parámetro de control capaz de estudiar la influencia de la temperatura sobre el comportamiento y la conformabilidad del material se ha establecido una metodología, basada en el método directo de *Liapunov*, donde la energía total disipada se representará en términos de la velocidad de entropía aplicada S_{app} y de la temperatura. Dicha metodología se ha utilizado para determinar la relación entre la velocidad de entropía producida por el sistema S_{sys} y la velocidad de entropía aplicada al sistema S_{app} , usando las siguientes etapas:

$$P = \sigma \dot{\varepsilon} = \dot{S}_{app} T \quad [31]$$

y por definición,

$$\left. \frac{\partial P}{\partial T} \right|_{\dot{S}} = \dot{S}_{sys} \quad [32]$$

además,

$$\frac{\partial P}{\partial T} = -\frac{P}{T^2} \frac{\partial \ln P}{\partial (1/T)} = \frac{P}{T} \left[-\frac{1}{T} \frac{\partial (\ln P)}{\partial (1/T)} \right] \quad [33]$$

donde,

$$\left. \frac{1}{T} \frac{\partial (\ln P)}{\partial (1/T)} \right|_{\dot{\varepsilon}} = -\frac{1}{T} \frac{\partial (\ln \sigma)}{\partial (1/T)} \quad [34]$$

define un nuevo parámetro de control s , llamado parámetro de sensibilidad a la temperatura, definido como;

$$s = \left[-\frac{1}{T} \frac{\partial (\ln \sigma)}{\partial (1/T)} \right]_{\varepsilon, \dot{\varepsilon}} \quad [35]$$

El signo menos en la ecuación [35] puede ser despreciado y el valor de s puede considerarse como positivo porque la tensión de fluencia disminuye cuando la temperatura aumenta. Por tanto, la velocidad de entropía producida por el sistema viene dada por:

$$\dot{S}_{sys} = \frac{P}{T} s \quad [36]$$

donde $\frac{P}{T}$ puede considerarse como la velocidad de entropía aplicada al sistema.

El parámetro de sensibilidad a la temperatura, s , puede ser calculado usando los valores experimentales de σ obtenidos para una deformación y una velocidad de deformación constante a intervalos muy próximos de temperatura.

$$s = \left. \frac{\partial \ln \sigma}{T \partial (1/T)} \right|_{\epsilon, \dot{\epsilon}} = \frac{\ln \sigma_2 - \ln \sigma_1}{\left(\frac{T_1 + T_2}{2} \right) \left[\frac{T_1 - T_2}{T_1 T_2} \right]} \quad [37]$$

Este valor de s corresponderá a la temperatura:

$$T = \frac{T_1 + T_2}{2} \quad [38]$$

De la misma manera, s se determina para varias temperaturas y velocidades de deformación a una deformación dada, y estos valores serán, posteriormente, usados para la determinación de $\frac{\partial s}{\partial \ln \dot{\epsilon}}$.

De acuerdo con la 2ª ley de la termodinámica, s debería ser más grande que la unidad para una fluencia estable del material. Esto quiere decir que la pieza conformada debería almacenar entropía al menos tan rápido como la velocidad de producción de calor por deformación para la fluencia estable. Por lo tanto, para una fluencia estable $\frac{\partial s}{\partial \ln \dot{\epsilon}}$ tiene que ser inferior a 0, si s es considerada como una función de *Liapunov*, es decir:

$$V_2 = s(\ln \dot{\epsilon}) \quad [39]$$

Por tanto, la condición $\frac{\partial s}{\partial \ln \dot{\epsilon}} < 0$ es muy importante y sirve para delinear las zonas de estabilidad en los mapas de disipación de energía. Dicha condición asegura que el sistema se aproxime a un estado de mínima energía y máxima eficiencia.

2.2.5 Criterios de estabilidad de Gegel

Usando los fundamentos de la mecánica de medios continuos, de la termodinámica y de la teoría de estabilidad, *Gegel*^[7,8] ha sugerido para una fluencia estable, durante un proceso de conformado, las siguientes condiciones considerando una función de *Liapunov* $L(\eta, s)$ ^[29]:

$$0 < m \leq 1 \quad [40]$$

$$\frac{\partial \eta}{\partial \ln \dot{\epsilon}} < 0 \quad [41]$$

$$s \geq 1 \quad [42]$$

$$\frac{\partial s}{\partial \ln \dot{\epsilon}} < 0 \quad [43]$$

Desde un punto de vista metalúrgico y para una fluencia estable (ecuación [40]), los valores del parámetro m pueden deducirse de las consideraciones teóricas y de las observaciones experimentales, a partir de la ecuación [60], de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} G < P &\Rightarrow \frac{dG}{d\dot{\epsilon}} < \frac{dP}{d\dot{\epsilon}} \Rightarrow \sigma < \dot{\epsilon} \frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\epsilon}} + \sigma \\ &\Rightarrow 1 < \frac{\dot{\epsilon}}{\sigma} \frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\epsilon}} + 1 \Rightarrow 1 < m + 1 \\ &\Rightarrow m > 0 \end{aligned} \quad [44]$$

Para una fluencia plástica estable la evolución de la tensión σ con $\dot{\epsilon}$ tiene que ser convexa, y para una fluencia plástica ideal $G = J$, por tanto, se puede escribir:

$$J \leq G \quad [45]$$

$$\frac{dJ}{dG} \leq 1 \Rightarrow m \leq 1 \quad [46]$$

La ecuación [41] satisface las relaciones dadas en las ecuaciones [44] y [46].

Usando la ecuación [36] la condición de estabilidad [42] puede expresarse en términos de tensión de fluencia de la siguiente manera:

$$-\frac{\partial \sigma}{\partial T} \geq \frac{\sigma}{T} \quad [47]$$

lo que significa que $\frac{\partial \sigma}{\partial T} < 0$. Lo cual indica que la tensión de fluencia σ disminuye con la

temperatura T a cualquier deformación y velocidad de deformación. Y a partir de la ecuación [40], la condición de estabilidad [43] puede expresarse como:

$$\begin{aligned} \frac{1}{T} \frac{\partial}{\partial (1/T)} \left(\frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\epsilon}} \right) < 0 &\Rightarrow \frac{1}{T} \frac{\partial m}{\partial (1/T)} < 0 \\ &\Rightarrow -T \frac{\partial m}{\partial T} < 0 \\ &\Rightarrow \frac{\partial m}{\partial T} > 0 \end{aligned} \quad [48]$$

lo que indica que, para una fluencia estable, la sensibilidad a la velocidad de deformación debe aumentar con la temperatura.

De esta manera, de los análisis anteriores se puede concluir que para que la fluencia plástica de un material sea estable, además de satisfacer las dos condiciones $0 < m < 1$ y

$\frac{\partial m}{\partial T} > 0$, la curva de evolución de σ con $\dot{\epsilon}$ debe ser convexa y la tensión de fluencia debe

disminuir con la temperatura.

2.2.6 Criterios de estabilidad de Alexander

Usando el criterio de estabilidad de *Liapunov* y considerando una función $L(m,s)$, *Alexander*^[8] ha propuesto las siguientes condiciones para una fluencia plástica estable durante un proceso de conformado:

$$0 < m \leq 1 \quad [49]$$

$$\frac{\partial m}{\partial \ln \dot{\epsilon}} < 0 \quad [50]$$

$$s \geq 1 \quad [51]$$

$$\frac{\partial s}{\partial \ln \dot{\epsilon}} < 0 \quad [52]$$

Las condiciones anteriores indican que para una fluencia estable, la curva de evolución de σ con $\dot{\epsilon}$ debe ser convexa, la tensión de fluencia debe disminuir con la temperatura, y m debe disminuir con la velocidad de deformación y aumentar con la temperatura.

2.2.7 Criterio de inestabilidad basado en la teoría de fluencia plástica de Ziegler

Algunos principios extremos en la termodinámica irreversible aplicada a la mecánica continua de la fluencia plástica en las grandes deformaciones han sido considerados por *Ziegler*^[18]. La producción de entropía puede depender del estado del sistema y de su historia determinada por el incremento de deformación (dx_k). Además, puede expresarse en términos de la temperatura (T) y del trabajo de disipación elemental ($dW^{(i)}$).

$$dW^{(i)} = X_k^{(i)} \cdot dx_k = T \cdot d^{(i)}S \geq 0 \quad [53]$$

donde $X_k^{(i)}$ es la fuerza irreversible.

La velocidad del trabajo de disipación está relacionada con la tasa de producción de entropía de la manera siguiente:

$$\frac{dW^{(i)}}{dt} = P^{(i)} = X_k^{(i)} \cdot \dot{x}_k = \frac{T \cdot d^{(i)}S}{dt} \geq 0 \quad [54]$$

donde \dot{x}_k es la velocidad de deformación y $P^{(i)}$ la energía disipada.

En un estado dado del proceso, la velocidad del trabajo de disipación es una función de disipación $D(\dot{x}_k)$ del sistema.

$$P^{(i)} = D(\dot{x}_k) \quad [55]$$

La función de disipación representa el comportamiento constitutivo del material y se define por:

$$D(\dot{x}_k) = T \frac{d^{(i)}S}{dt} \geq 0 \quad [56]$$

La fuerza irreversible $X_k^{(i)}$ está relacionada con $D(\dot{x}_k)$ mediante la expresión:

$$X_k^{(i)} \cdot \dot{x}_k = D(\dot{x}_k) \geq 0 \quad [57]$$

Sobre la base de la función de disipación y el principio de la fuerza irreversible mínima *Ziegler* demostró que la fluencia estable ocurre si el cociente diferencial cumple la desigualdad:

$$\frac{\partial D}{\partial R} > \frac{D}{R} \quad [58]$$

donde $R = (\dot{x}_k \cdot \dot{x}_k)^{1/2}$. Esto es equivalente a decir que la fuerza irreversible $X_k^{(i)}$ aumentará con la velocidad \dot{x}_k .

Prasad^[5] y *Kumar*^[32] desarrollaron un criterio para predecir los dominios de inestabilidades de fluencia durante el conformado de un material. Este criterio se basa en los principios de la mecánica de los medios continuos aplicados a procesos de fluencia plástica en grandes deformaciones propuestos por *Ziegler*. Puesto que el co-contenido disipador J es responsable de la disipación de energía mediante procesos metalúrgicos, la función de disipación relacionada con la estabilidad de fluencia está representada por J . Reemplazando D por J en la ecuación [58], se puede obtener la condición para una fluencia estable a una deformación y temperatura constante:

$$\frac{\partial J}{\partial \dot{\varepsilon}} > \frac{J}{\dot{\varepsilon}} \quad [59]$$

La ecuación [59] puede escribirse, también, de la siguiente manera:

$$\frac{\partial \ln J}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} > 1 \quad [60]$$

Asumiendo que la ecuación dinámica constitutiva del material conformado sigue una ley potencial; $\sigma = K \cdot \dot{\varepsilon}^m$, obtuvieron que el co-contenido disipador J puede expresarse como:

$$J = \int_0^\sigma \dot{\varepsilon} \cdot d\sigma = \frac{m}{m+1} \sigma \dot{\varepsilon} = \frac{mP}{m+1} \quad [61]$$

Tomando el logaritmo natural en ambos lados de la ecuación [61]:

$$\ln J = \ln \left(\frac{m}{m+1} \right) + \ln \sigma + \ln \dot{\varepsilon} \quad [62]$$

y diferenciando la ecuación [62] con respecto a $\ln \dot{\varepsilon}$ se obtiene:

$$\frac{\ln J}{\ln \dot{\varepsilon}} = \frac{\partial \left(\ln \left(\frac{m}{m+1} \right) \right)}{\partial (\ln \dot{\varepsilon})} + \frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} + 1 \quad [63]$$

Substituyendo la ecuación [61] en la ecuación [60] y sabiendo que

$m = \left(\frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} \right) = \frac{\dot{\varepsilon}}{\sigma} \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right)_\varepsilon$, se obtiene la condición de estabilidad:

$$\xi(\dot{\varepsilon}) = \frac{\partial \ln \left(\frac{m}{m+1} \right)}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} + m > 0 \quad [64]$$

Por lo tanto, la variación de $\xi(\dot{\varepsilon})$ con la temperatura y la velocidad de deformación constituye el mapa de inestabilidad que puede ser superpuesto sobre el mapa de disipación de energía. El mapa de inestabilidad delinea las regiones de inestabilidad donde el parámetro $\xi(\dot{\varepsilon})$ es negativo y serán por tanto zonas a evitar en el proceso de conformado.

2.2.8 Criterio de inestabilidad plástica basado en el modelo de reciprocidad polar

El modelo de reciprocidad polar (PRM)^[33,34] se basa en el principio de fluencia de la teoría de plasticidad, que a su vez está basada sobre la convexidad de las superficies potenciales^[35]. Este modelo se ha concebido para expresar la energía en dos términos

complementarios; el de energía de endurecimiento $\dot{P}_E = \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma d\dot{\epsilon}$ y el de energía de disipación $\dot{P}_D = \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} d\sigma$. De esta manera, la energía total se puede expresar como:

$$\sigma \dot{\epsilon} = \dot{P}_E + \dot{P}_D = \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma d\dot{\epsilon} + \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} d\sigma \quad [65]$$

Además, en este modelo el parámetro de conformabilidad intrínseca ζ viene dado por:

$$\zeta = \left(\frac{\dot{P}_E}{\dot{P}_{Emin}} \right) - 1 = \frac{2}{\sigma \dot{\epsilon}} \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma d\dot{\epsilon} - 1 = \left(\frac{2G}{\sigma \dot{\epsilon}} - 1 \right) \quad [66]$$

donde,

$$\dot{P}_{Emin} = \frac{\sigma \dot{\epsilon}}{2} \quad [67]$$

A grandes velocidades de deformación, donde falla el principio de fluencia, el término de energía de endurecimiento \dot{P}_E aumenta monótonamente para alcanzar un valor muy grande para el cual el parámetro ζ tienda a ser igual a 1. En estas condiciones el término de disipación de energía \dot{P}_D alcanza un extremo catastrófico y el material muestra una inestabilidad plástica en su comportamiento en fluencia. En el modelo dinámico de materiales, los términos \dot{P}_E y \dot{P}_D representan el contenido disipador G y el co-contenido disipador J , respectivamente. Usando la expresión del parámetro de la eficiencia de disipación de energía expresada en la ecuación [31], la ecuación [98] puede volverse a escribir tal como sigue:

$$\zeta + \eta = 1 \quad [68]$$

A partir de ésta última ecuación, *Rajagopalachary y Kutumbarao*^[33,34] establecieron que un valor de ζ que se aproxime a la unidad es una condición de inestabilidad suficiente y definitiva para determinar los dominios de inestabilidades metalúrgicas en los mapas de ζ y no se requiere de ningún otro criterio de estabilidad.

Sin embargo, según la relación [68], cuando el valor de ζ tiende a ser igual a la unidad, el valor de η tiende a ser igual a cero. Esto significa que $J = 0$ y $G = P$. En este caso, toda la energía suministrada al material, durante el proceso de conformado, se disipará en forma de calor. Dicha disipación podría conducir a la aparición de inestabilidades plásticas a través de procesos continuos (p.ej. cizallamiento adiabático).

La condición de inestabilidad cualitativa $\zeta \rightarrow I$ propuesta en el modelo de reciprocidad polar es inadecuada para delinear todos los dominios de fluencia inestable, lo que llevó a pensar en la necesidad de establecer una condición adicional cualitativa capaz de garantizar la estabilidad en una fluencia plástica estable^[36], y es la siguiente:

$$\eta > 0 \quad \text{ó} \quad \zeta < 1 \quad [69]$$

2.3 Evaluación crítica del fundamento físico del DMM

2.3.1 Análisis crítico de Montheillet

Montheillet^[37] ha examinado el fundamento físico del co-contenido disipador J del DMM y lo ha criticado duramente; afirma que la interpretación física de la disipación de energía ni sigue las directrices de la mecánica de los medios continuos ni se basa en leyes que rigen el comportamiento de los materiales, pero se puede considerar como una aproximación heurística basada en la disipación de energía durante el conformado de materiales. Se puede apreciar de su reflexión que la eficiencia de disipación de energía η , tal como está definida a partir del co-contenido disipador J , tiene un sentido físico muy confuso, y sería científicamente correcto establecer un procedimiento similar basado directamente en el parámetro de sensibilidad a la velocidad de deformación m .

Para entender el sentido físico de m y su importancia como parámetro de control de la conformabilidad, se puede hacer la analogía siguiente con la 2ª ley de Newton: para describir la localización de la fluencia se considera una fuerza motriz F y el coeficiente de sensibilidad m juega el papel de una “masa” M , mientras que la “aceleración” a es la velocidad de localización de la fluencia. De esta manera, en presencia de una fuerza motriz fija, los valores altos de m son los responsables directos de las bajas velocidades de localización de la fluencia. Se deduce de la discusión anterior que la tendencia de la localización de la fluencia, durante el conformado, se reduce al mínimo cuando el rango seleccionado de temperatura y velocidad de deformación es al que corresponden los valores más altos de m . Esta interpretación está en acuerdo con las teorías de inestabilidades plásticas basadas en los trabajos de *Considère* y *Hart* y según las cuales se considera que la localización de la fluencia no puede manifestarse hasta que la velocidad de endurecimiento alcance un valor crítico, que depende de las condiciones

de contorno. Una vez alcanzado este valor, la cinética de la localización de la fluencia dependerá del coeficiente de sensibilidad a la velocidad de deformación m .

Montheillet concluyó su análisis crítico reclamando que la utilización del parámetro η para la determinación de los dominios estables en los mapas de procesado no puede considerarse apropiado.

En su réplica a *Montheillet*, *Prasad*^[38-40] explica la interpretación física de las dos funciones G y J basada en los principios de la termodinámica, y pretende que el concepto de la maximización de η para el análisis de los problemas de los procesos de conformado está sostenido por numerosos trabajos de investigación microestructurales, incluyendo los que confirman la existencia de inestabilidades plásticas, en una amplia gama de materiales. El DMM se desarrolló explorando la naturaleza viscoplástica del conformado de materiales a altas temperaturas e interpretando físicamente el parámetro de sensibilidad a la velocidad de deformación como un factor de reparto de energía que permite la evaluación explícita de la disipación de energía a través de cambios microestructurales. Tal concepto tiene su fundamento en la teoría termo-mecánica^[27,41] en términos de funciones complementarias que representan la tasa de producción de entropía mediante conducción de calor y mediante cambios en la entropía interna causados por procesos microestructurales. A pesar de todas las críticas recibidas, está claro que el factor clave que decide el comportamiento dinámico de materiales durante un conformado en caliente es el parámetro m que, en términos físicos simples, decide el mecanismo (o ruta) que el material elige constitutivamente bajo determinadas condiciones de conformado (p.ej. temperatura y velocidad de deformación). Dicho mecanismo será el camino "más corto" que el material debe seguir para disipar energía de la manera más eficiente posible, y que no es siempre el más "seguro" desde el punto de vista microestructural. Por lo tanto, en un proceso de conformado en caliente, los mecanismos de disipación de energía más eficientes no son necesariamente los más seguros, ya que estos podrían ser causantes de daños microestructurales y roturas. También, dependiendo de las condiciones impuestas en el conformado en caliente, el sistema puede elegir un único mecanismo (determinista) o una combinación de dos o más mecanismos (probabilística) que tienen un valor característico del parámetro m .

Prasad añade que si bien la formulación del DMM no se deriva directamente de las consideraciones de la mecánica clásica de medios continuos, no contradice ninguno de

sus principios requeridos para una fluencia estable. Además, la mecánica de medios continuos en grandes deformaciones no ha sido capaz de dar ninguna explicación al origen de la viscoplasticidad en materiales conformados plásticamente; considerando únicamente el área por debajo de curva de la ecuación constitutiva. Según *Prasad, Ziegler* ha sido el único en explicar, en su libro “*Consideraciones Termomecánicas*”^[41], el origen del comportamiento de los materiales en condiciones de “*creep*” en caliente.

2.3.2 Análisis crítico de Narayana Murty: DMM modificado

Motivados por la discusión científica desarrollada entre *Montheillet* y *Prasad* varios investigadores^[36,42-51] llevaron a cabo diversos estudios con el fin de entender mejor el DMM. En estos estudios se ha demostrado que para describir el comportamiento a fluencia de materiales no se puede utilizar indiscriminadamente la ley constitutiva potencial tanto en dominios de bajas como de altas tensiones. Es bien conocido que la ley constitutiva potencial es válida únicamente en el análisis de las tensiones de estado estable en condiciones de conformado a bajos valores de tensiones^[52-55].

Asimismo, *Narayana Murty et al.*^[43,56] reanalizaron el DMM y propusieron otra metodología basada en la obtención directa de la eficiencia de disipación de energía a través de una integración numérica, a cualquier tensión de fluencia:

$$\eta = \frac{J}{J_{\max}} = \frac{P-G}{P/2} = 2 \frac{J}{P} = 2 \left(1 - \frac{1}{\sigma \dot{\epsilon}} \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma d \dot{\epsilon} \right) \quad [70]$$

Para integrar la función G es necesario introducir valores a partir de $\dot{\epsilon} = 0$. Para resolver este problema la integral de G se divide en:

$$\eta = 2 \left[1 - \frac{1}{\sigma \dot{\epsilon}} \left(\int_0^{\dot{\epsilon}_{\min}} \sigma d \dot{\epsilon} + \int_{\dot{\epsilon}_{\min}}^{\dot{\epsilon}} \sigma d \dot{\epsilon} \right) \right] \quad [71]$$

$\dot{\epsilon}_{\min}$ representa el valor más bajo de la velocidad de deformación usado en los ensayos de conformado en caliente. Para valores de $\dot{\epsilon}$ superiores a $\dot{\epsilon}_{\min}$ la integral $\int_{\dot{\epsilon}_{\min}}^{\dot{\epsilon}} \sigma d \dot{\epsilon}$ se calcula usando valores experimentales de la tensión de fluencia σ . Para velocidades de deformación más bajas, es bien conocido que la ecuación de fluencia sigue una ley potencial; $\sigma = K \cdot \dot{\epsilon}^m$, y se obtiene una nueva expresión de η :

$$\eta = 2 \left[1 - \frac{1}{\sigma \dot{\epsilon}} \left(\left(\frac{\sigma \dot{\epsilon}}{m+1} \right)_{\dot{\epsilon}=\dot{\epsilon}_{\min}} + \int_{\dot{\epsilon}_{\min}}^{\dot{\epsilon}} \sigma d \dot{\epsilon} \right) \right] \quad [72]$$

Así, teniendo en cuenta esta última expresión *Narayana Murty et al.*^[56,57] consideran que la condición de estabilidad expresada en la ecuación [64] es incorrecta. Argumentan que a una temperatura y una deformación dada, el parámetro m varía con $\dot{\epsilon}$, pero si la evolución de tensión de fluencia sigue una ley potencial, m se convierte en un parámetro totalmente independiente de $\dot{\epsilon}$. Por lo tanto, la condición de estabilidad establecida en la ecuación [64] se reduce a simplemente $m > 0$ para una supuesta estabilidad metalúrgica.

Para establecer una nueva condición de estabilidad, *Narayana Murty et al.* usaron la ecuación [70] para expresar la función J en términos de $\sigma, \dot{\epsilon}$, y η :

$$J = \frac{1}{2} P \eta = \frac{1}{2} \sigma \dot{\epsilon} \eta \quad [73]$$

Sabiendo que $J = \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} d\sigma$, se puede volver a expresar como:

$$\frac{\partial J}{\partial \dot{\epsilon}} = \frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\epsilon}} \dot{\epsilon} = \sigma \frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\epsilon}} = m \sigma \quad [74]$$

sustituyendo las ecuaciones [73] y [74] en la ecuación [59], se puede obtener la siguiente condición de estabilidad en términos de m y η :

$$\frac{2m}{\eta} - 1 > 0 \text{ o bien } 2m > \eta \quad [75]$$

Así, para una fluencia estable, $\eta < 2m$ y $0 < m < 1$.

La condición de estabilidad expresada en la ecuación [75] es válida para cualquier tipo de evolución de la curva $\sigma = f(\dot{\epsilon})$, sea de tipo potencial o exponencial. Si la curva $\sigma = f(\dot{\epsilon})$

sigue una ley potencial, la eficiencia de disipación de energía será $\eta = \frac{2m}{m+1}$, que es

siempre inferior a $2m$ para $0 < m \leq 1$ y por lo tanto la fluencia del material será estable.

La aplicabilidad de esta condición ha sido verificada en varios materiales^[10,42-43,56-57].

Para identificar los dominios estables en una fluencia plástica, *Prasad*^[5,39] utilizó el contenido disipador J como función de disipación en el criterio de estabilidad de *Ziegler*, expresado en la ecuación [57]. *Narayana Murty et al.*^[57] consideraron interesante analizar

la condición establecida en la ecuación [57] igualando la función de disipación D a P , G y J , respectivamente, y ver qué condiciones de estabilidad se obtienen:

Caso I: Cuando $D = P$

$$\frac{dP}{d\dot{\epsilon}} < \frac{P}{\dot{\epsilon}} \Rightarrow \dot{\epsilon} \frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\epsilon}} + \sigma \Rightarrow m < 0 \quad [76]$$

es la condición de inestabilidad preferida por *Montheillet et al.*^[37] obtenida usando el criterio de inestabilidad de *Ziegler*.

Caso II: Cuando $D = G$

$$\frac{dG}{d\dot{\epsilon}} < \frac{G}{\dot{\epsilon}} \Rightarrow \sigma \dot{\epsilon} < G \Rightarrow P < G \Rightarrow J < 0 \quad [77]$$

Caso III: Cuando $D = J$

$$\frac{dJ}{d\dot{\epsilon}} < \frac{J}{\dot{\epsilon}} \Rightarrow m\sigma < \frac{J}{\dot{\epsilon}} \Rightarrow mP < J \quad [78]$$

Cuando la tensión de fluencia sigue una evolución potencial, sustituyendo el co-contenido J , expresado en la ecuación [61], en las ecuaciones [77] y [78] se establece la condición $m < 0$ obtenida en la ecuación [76].

Si la ecuación de fluencia no sigue una ley potencial, la condición $J < 0$ de la ecuación [77] sigue siendo válida incluso para valores de $m > 0$, y la condición $J > mP$ de la ecuación [78] también es válida para valores de m que tienden a 0 positivamente. En consecuencia, para una fluencia inestable para todos los materiales la cuantificación de un único rango de m es imposible.

Es importante mencionar que los parámetros $\frac{J}{P}$ ($\equiv \eta/2$) y m son parámetros adimensionales. Para obtener el parámetro J se debe integrar σ con respecto a $\dot{\epsilon}$, mientras que para obtener el coeficiente m es necesario una diferenciación de σ con respecto a $\dot{\epsilon}$. Además, el parámetro J describe el comportamiento microestructural global de un material durante un proceso de conformado, mientras que el coeficiente m proporciona información local de la sensibilidad que tiene el material a una velocidad de deformación dada. Por ello, sería más apropiado utilizar la condición de la ecuación [78] porque da valores negativos de m ($m < 0$) cuando $J < 0$. Cuando $J > 0$ y $m < 0$ o tiende a ser igual a 0, la condición establecida en la ecuación [78] permite obtener una mejor identificación de las regiones de inestabilidad plástica en los mapas de procesado. Cabe resaltar que la condición de

estabilidad [75] puede obtenerse a partir de la ecuación [78] remplazando el parámetro J en términos de la eficiencia de disipación de energía η (ecuación [73]).

2.4. Criterios fenomenológicos mecánicos

Durante un proceso de conformado, la transformación de un material metálico se debe, generalmente, a un estado de tensiones y deformaciones muy complejo e intenso. La deformación empieza siendo heterogénea y a medida que va avanzando aparecen fenómenos de inestabilidad plástica. Esto se debe probablemente a la manera de aplicaciones de los esfuerzos sobre el material conformado, y también a las condiciones de fricción y a los efectos de los mecanismos microestructurales^[2,58].

La manifestación más común de la inestabilidad plástica es la aparición de la deformación localizada, durante la conformación volumétrica, en forma bandas de cizalladura (regiones de cizalladura localizada cruzando algunos granos y observables a escala macroscópica)^[59]. Debido a sus nefastos efectos, el origen de las bandas de cizalladura ha sido tema de mucho interés para numerosos investigadores^[60-66]. Es bien conocido que estas bandas pueden desarrollarse a velocidades de deformación relativamente bajas (procesos isotérmicos de forja), a velocidades de deformación intermedias (procesos convencionales de conformado de materiales) y a altas velocidades de deformación (corte de metales y balística).

A pesar de su amplia aparición en los procesos de conformado, una descripción exacta y cuantitativa de la localización de la fluencia y de los factores que la gobiernan está todavía por desarrollar. La mayoría de las correlaciones existentes entre la presencia de las bandas de cizalladura y las propiedades del material conformado se basan en la estimación de la deformación correspondiente a la tensión de inestabilidad o al máximo de la tensión de fluencia^[63,64]. Otros modelos^[67,68] toman en cuenta los efectos de la deformación y del endurecimiento sobre la localización de la fluencia, y tratan el problema como si fuese un proceso y no como un evento específico. Estos modelos intentaron describir el fenómeno de la localización de la deformación en el conformado de materiales bajos distintos modos de carga asumiendo la presencia de una imperfección inicial, geométrica o de deformación, y midiendo su crecimiento relativo al resto de la pieza conformada para conseguir un equilibrio en las dos regiones. De esta

manera, el grado exacto de la localización de la fluencia, conocido como el límite de conformado, ha podido ser evaluado^[67-72].

2.4.1 El criterio de Considère en tracción y compresión

Desde que *Considère* publicó su trabajo clásico sobre la estricción en 1885^[73], se reconoció claramente que en tracción la localización de la fluencia empieza cuando la velocidad de endurecimiento no es lo suficientemente alta como para compensar la disminución en la sección transversal. En torsión^[71] se demostró que la velocidad de endurecimiento debe anularse al no cambiarse el área de la sección deformada, mientras que en ensayos de compresión^[69] debe ser suficientemente negativa para compensar la velocidad de crecimiento del área transversal. Así, se consideraba que la localización de la fluencia no puede manifestarse hasta que la velocidad de endurecimiento alcance un valor crítico.

La premisa básica del criterio de *Considère*^[73] se basa en que la estricción, como manifestación de inestabilidad plástica durante el ensayo de tracción, se inicia generalmente cuando se alcanza la carga máxima: el endurecimiento por deformación produce un incremento de la tensión de fluencia (debido a la disminución del área de la sección transversal de la probeta) más grande que la capacidad del material para soportar la carga. De esta manera, un material plástico ideal, en el cual no tiene lugar ningún endurecimiento por deformación, podría hacerse inestable en tracción e iniciarse la estricción tan pronto como empezase la fluencia.

El criterio de *Considère*, llamado también criterio de carga máxima, supone que la condición de aparición de la inestabilidad se satisface cuando la carga aplicada F pasa por un máximo. Dicha condición se escribe:

$$\partial F = (\sigma \partial A + A \partial \sigma) = 0 \quad [79]$$

en donde F , σ y A son la carga, tensión y sección del área transversal, respectivamente.

De la constancia de volumen se deduce:

$$\frac{\partial V}{V} = \frac{\partial L}{L} + \frac{\partial A}{A} = 0 \quad [80]$$

$$\frac{\partial \sigma}{\sigma} = \frac{\partial L}{L} = -\frac{\partial A}{A} = \partial \varepsilon = \frac{\partial e}{1+e} \quad [81]$$

donde L es la longitud de la probeta.

Así, suponiendo que las deformaciones plásticas son independientes del tiempo, según *Considere* la inestabilidad plástica se alcanzará cuando se verifique el criterio siguiente:

$$\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} = \sigma$$

[82]

La ecuación [82] indica que, en un ensayo de tracción uniaxial, el material se deformará progresivamente hasta alcanzar el punto donde $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} = \sigma$, a partir del cual se producirá la

estricción local con una deformación para la cual la pendiente de la curva tensión verdadera – deformación verdadera es igual a la tensión verdadera correspondiente a esa deformación. La sección geométrica del cuello de la estricción se irá reduciendo hasta que la carga medida empiece a disminuir y se produzca la fractura.

Cuando la carga alcanza su máximo, se define la deformación crítica ε_c . Si el comportamiento del material obedece a una ley potencial de tipo *Hollomon*: $\sigma = K \varepsilon^n$ es posible determinar fácilmente la deformación correspondiente a la estricción local:

$$\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} = \sigma = K \varepsilon^n = n K \varepsilon^{n-1} \quad [83]$$

Por tanto, la deformación de la estricción es numéricamente igual al coeficiente de endurecimiento por deformación n ($\varepsilon_c = n$).

Considere propuso, también, una manera gráfica para determinar la deformación de inicio de la inestabilidad plástica. Este método alternativo utiliza la definición de la deformación ingenieril e :

$$\varepsilon = \ln(1+e) \quad [84]$$

o bien;

$$\partial \varepsilon = \frac{\partial e}{1+e} \quad [85]$$

De esta manera, una forma alternativa para establecer la condición de inestabilidad es:

$$\frac{\partial \sigma}{\partial e} = \frac{\sigma}{1+e} \quad [86]$$

En la figura 9 el punto A, de la curva $\sigma - e$, representa una deformación negativa de valor absoluto I . Una línea trazada desde el punto A ($\varepsilon = -I, \sigma = 0$) y tangente a la curva $\sigma - e$

indicará el punto de carga máxima, porque, de acuerdo con la ecuación [86], la pendiente en este punto es $\frac{\sigma}{1+e}$. La tensión en este punto es la tensión verdadera con carga máxima.

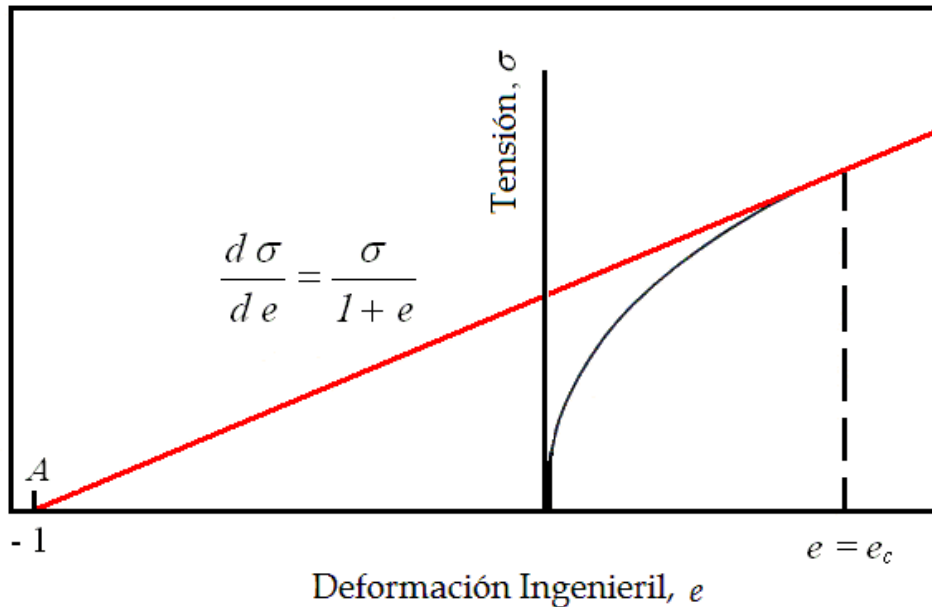


Figura 9. Aplicación del criterio de “Considère” para determinar el punto de carga máxima sobre la curva tensión verdadera-deformación ingenieril en un ensayo de tracción

Aunque el criterio clásico de *Considère* se basó en la deformación ingenieril, puede ser, también, desarrollado en términos de deformación verdadera. Esto se hace representando σ y $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ en función de ε , o bien introduciendo el coeficiente de endurecimiento γ (ver figura 10). En la primera aproximación, el inicio de la inestabilidad se define por la condición expresada en la ecuación [82], y en la segunda expresada por:

$$\gamma - 1 = 0 \quad [87]$$

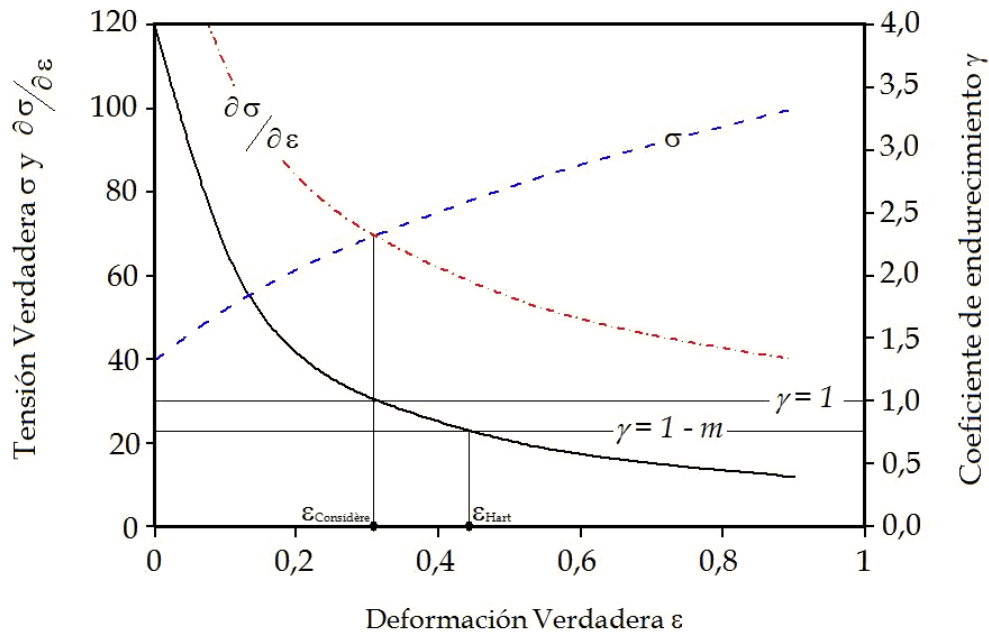


Figura 10. Evolución de σ , $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ y γ con la deformación ε durante un ensayo de tracción^[69].

Generalmente, el criterio de *Considère* no puede aplicarse en un ensayo de compresión, ya que una particularidad muy importante y específica del ensayo de compresión es el aumento del área de la sección de la probeta. Dicho aumento hace incrementar la velocidad de endurecimiento. Sin embargo, cuando un ensayo de compresión se realiza a alta temperatura, varios mecanismos convencionales de endurecimiento se vuelven inestables, y aparecen los mecanismos de ablandamiento por fluencia y los de inestabilidad plástica. En este caso, si la velocidad de ablandamiento por fluencia supera la del incremento de la sección transversal, una carga máxima será alcanzada seguida de una carga mínima. Esta condición se representa en la figura 11, donde se puede observar que σ y e son ambas negativas. También, en la figura 12 se ilustra las condiciones expresadas en las ecuaciones [82] y [87] donde $\gamma - 1$ es negativo para una fluencia estable.

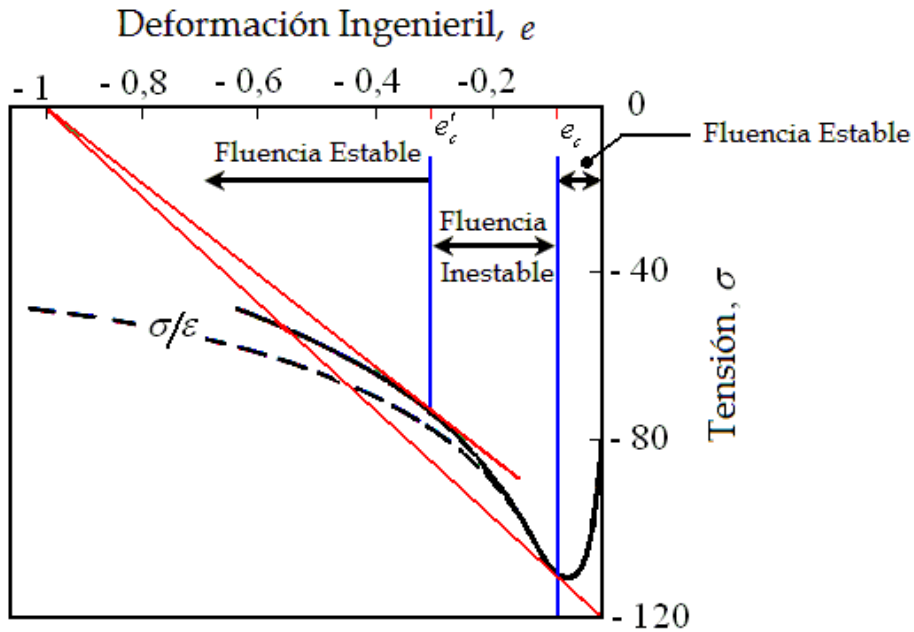


Figura 11. Representación típica de un ensayo de compresión de un material que sufre un ablandamiento por fluencia^[69]. El criterio de “Considère” modificado se usa para definir el inicio y el fin de la inestabilidad plástica, en la curva de fluencia tensión verdadera - deformación ingenieril ($\sigma - e$), mediante las deformaciones ingenieriles críticas e_c y e'_c . La curva tensión verdadera-deformación verdadera ($\sigma - \varepsilon$) se representa en línea discontinua para poder comparar las dos curvas

2.4.2 El Criterio de Hart

El análisis de *Considère* es aplicable solamente a los materiales insensibles a la velocidad de deformación. *Backofen et al.*^[74] fueron de los primeros en tratar de cuantificar el efecto de la sensibilidad a la velocidad de deformación. Posteriormente *Hart*^[75], en uno de los primeros análisis del comportamiento de superplasticidad, desarrolló un análisis más general y unificado del ensayo de tracción. El punto de partida del análisis de *Hart* es la ecuación [85] y asumiendo que la ecuación constitutiva del comportamiento del material deformado incluye el endurecimiento por deformación y la sensibilidad a la velocidad de deformación; $\sigma = \sigma(\varepsilon, \dot{\varepsilon})$.

Puesto que:

$$\dot{\sigma} = \frac{d\sigma}{dt} = \frac{1}{dt} \left[\left(\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \right)_{\dot{\varepsilon}} d\varepsilon + \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right)_{\varepsilon} d\dot{\varepsilon} \right] \quad [88]$$

es decir;

$$\dot{\sigma} = \left[\left(\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \right)_{\dot{\varepsilon}} \dot{\varepsilon} + \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right)_{\varepsilon} \ddot{\varepsilon} \right] \quad [89]$$

Por lo tanto;

$$\dot{F} = \frac{dF}{dt} = \frac{(\sigma dA + A d\sigma)}{dt} = \sigma \dot{A} + A \dot{\sigma} = 0 \quad [90]$$

Dividiendo la ecuación por F se obtiene:

$$\frac{\dot{F}}{F} = \frac{(\sigma \dot{A} + A \dot{\sigma})}{\sigma A} = \frac{\dot{A}}{A} + \frac{\dot{\sigma}}{\sigma} \quad [91]$$

Sustituyendo $\dot{\sigma}$ por su expresión de la ecuación [89] en la [91], se tiene:

$$\frac{\dot{F}}{F} = \frac{\dot{A}}{A} + \frac{1}{\sigma} \frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \dot{\varepsilon} + \frac{1}{\sigma} \frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \ddot{\varepsilon} \quad [92]$$

Sabiendo que $\gamma = \frac{1}{\sigma} \frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ y $m = \left(\frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} \right) = \frac{\dot{\varepsilon}}{\sigma} \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right)_{\varepsilon}$ la ecuación [92] se transformaría

en:

$$\frac{\dot{F}}{F} = \frac{\dot{A}}{A} + \gamma \dot{\varepsilon} + \frac{m}{\dot{\varepsilon}} \ddot{\varepsilon} \quad [93]$$

Respetando la constancia de volumen: $AL = Constante$, es fácil demostrar que:

$$\dot{\varepsilon} = \frac{\dot{L}}{L} = -\frac{\dot{A}}{A} \quad [94]$$

Diferenciando la ecuación anterior con respecto del tiempo, se obtiene la siguiente expresión:

$$\ddot{\varepsilon} = \frac{\partial \dot{\varepsilon}}{\partial t} = \frac{\ddot{L}}{L} - \left(\frac{\dot{L}}{L} \right)^2 = -\frac{\ddot{A}}{A} + \frac{\dot{A}^2}{A} \quad [95]$$

Usando las ecuaciones [93] y [94], la ecuación [93] se reduce a:

$$\frac{\dot{F}}{F} = \frac{\dot{A}}{A} (1 - \gamma - m) + \frac{\ddot{A}}{A} m \quad [96]$$

o bien:

$$\frac{\dot{F}}{F} = -\frac{\dot{L}}{L} (1 - \gamma + m) + \frac{\ddot{L}}{L} m \quad [97]$$

Se puede comprobar fácilmente que:

$$\frac{\partial \ln \dot{A}}{\partial \ln A} = \frac{(\gamma - (1 - m))}{m} \quad [98]$$

A una velocidad del bastidor de la máquina constante ($\ddot{L} = 0$), se puede mostrar a partir de la ecuación [96] que:

$$\frac{L}{F} \left(\frac{\partial F}{\partial L} \right)_L = \gamma - (1 + m) \quad [99]$$

y, entonces la carga máxima se alcanza cuando $\gamma = 1 + m$. A una velocidad de deformación constante ($\frac{\dot{L}}{L} = \frac{\ddot{L}}{\dot{L}} = Cte.$) la carga máxima se alcanza cuando $\gamma = 1$, que es el criterio de *Considère* expresado en la ecuación [87]. Por otra parte, la condición para el inicio de la localización de la fluencia, es dada en la ecuación [98] como $\gamma = 1 - m$, y está representada en la figura 9 por ε_{Hart} .

En el caso de un ensayo de compresión, el análisis de *Hart* es el mismo, cambiando sólo el signo de algunos parámetros. Por ello, F , σ , ε , $\dot{\varepsilon}$ y \dot{L} son negativos, m , A , \dot{A} y L son positivos. Para materiales que sufren un ablandamiento por fluencia $\delta\sigma/\delta\varepsilon$ es primero positivo y luego se hace negativo, mientras que \dot{F} y γ son primero negativos y luego son positivos. Con esta convención de signos, las ecuaciones de estabilidad en el caso de un ensayo de compresión son idénticas que las desarrolladas por *Hart* en el caso de un ensayo a tracción, excepto que las desigualdades asociadas con la fluencia estable e inestable se invertirían. De esta manera, para $\ddot{L} = 0$ la fluencia es estable mientras $(\gamma - (1 + m)) < 0$, e inestable cuando $(\gamma - (1 + m)) > 0$.

Una análisis similar puede aplicarse en el caso de un ensayo a velocidad de deformación verdadera constante (la deformación es estable cuando $(\gamma - 1) < 0$), y en el caso de una fluencia localizada (la fluencia es estable cuando $(\gamma - (1 - m)) < 0$).

Para ilustrar gráficamente estas relaciones, las deformaciones asociadas con el inicio (ε_H) y fin (ε'_H) de la fluencia localizada se indican en la figura 12. Es importante observar que en compresión, ε_H precede a ε_C , mientras que el contrario se observa en tracción.

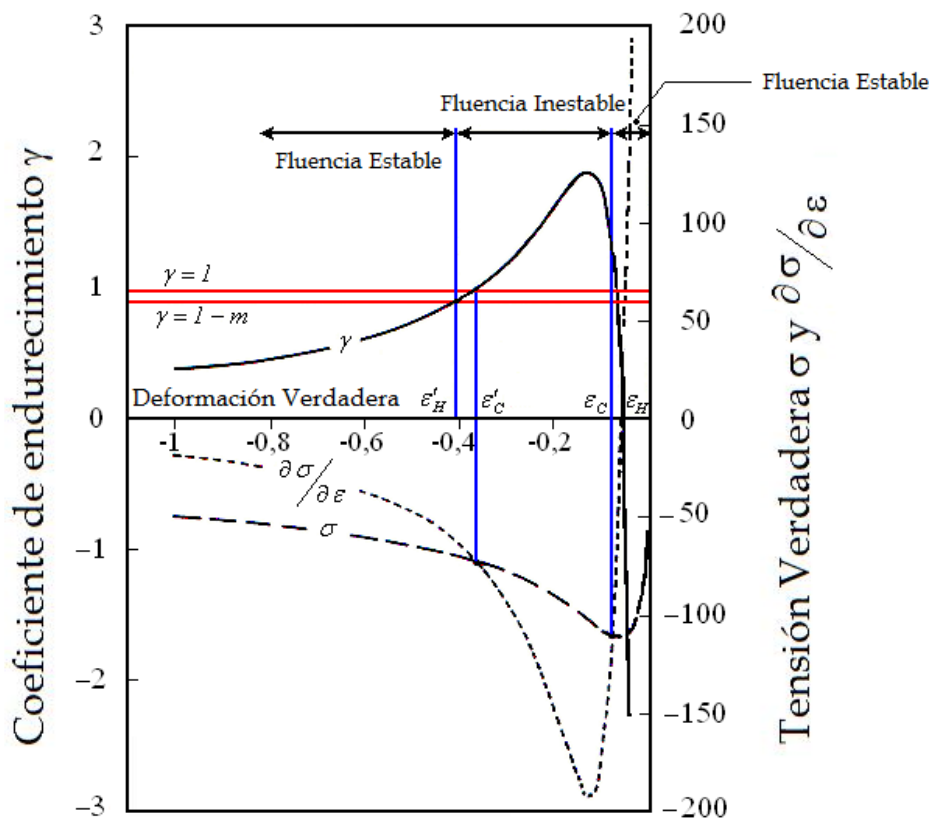


Figura 12. Evolución de σ , $\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon}$ y γ con la deformación verdadera ε durante un ensayo de compresión de un material que sufre ablandamiento por fluencia^[69]. Es importante hacer notar que la deformación de “Hart” ε_H para el inicio de la fluencia localizada precede la deformación de “Considère” ε_c para el inicio de la localización sensible a la velocidad de deformación. Es interesante, también, destacar que la deformación de “Considère” ε'_c para el fin de la fluencia inestable precede la de “Hart” ε'_H

2.4.3 Criterio de la velocidad de deformación para la localización de la fluencia. Parámetro de la localización de la fluencia.

Poco después de publicar Hart su teoría sobre el ensayo de tracción, Campbell^[71] presentó su teoría de inestabilidad plástica en materiales sensibles a la velocidad de deformación, estructurando su análisis en términos de un gradiente de deformación axial. Posteriormente, varios autores han utilizado los análisis de Hart y Campbell como puntos de partida para tratar el problema de la inestabilidad plástica, introduciendo una ecuación constitutiva más general^[59,69,70,76,77].

En el análisis de *Hart*, la estabilidad plástica queda definida en términos de los parámetros de endurecimiento γ y de sensibilidad a la velocidad de deformación m , y la inestabilidad plástica se define como una violación al criterio de estabilidad. No obstante, *Hart* reconoció que la inestabilidad no tiene por qué ser catastrófica, pero puede proceder a localizar la deformación plástica a un ritmo muy lento. De esta manera, cuando se produce una inestabilidad plástica, el proceso de localización de fluencia controla el grado de deformación útil que se puede aplicar antes de llegar a la rotura final.

Durante el ensayo de tracción de materiales endurecidos por deformación, el parámetro γ es generalmente positivo y disminuye cuando la deformación aumenta. Por tanto, para materiales con alta sensibilidad a la velocidad de deformación, la deformación se hace inestable a valores bajos de deformación, pero la localización de la deformación no puede producirse hasta que altos valores de la deformación sean alcanzados. En ensayos de compresión, el conformado de materiales endurecidos por deformaciones es intrínsecamente estable debido a que la tensión de fluencia y el área deformada van aumentando a medida que va progresando la deformación plástica. Sin embargo, para materiales que sufren ablandamiento por fluencia, si la tensión disminuye a una velocidad más grande que la velocidad de incremento del área deformada, la deformación se vuelve inestable. Esto es, la deformación ocurre sin un aumento de la carga aplicada. *Jonas, Holt y Coleman*^[69] han demostrado que la deformación inestable se produce en una zona delimitada por dos valores de deformación: cuando $\gamma = 1$ para una velocidad de deformación constante, y cuando $\gamma = (1-m)$ para una velocidad del bastidor de la máquina constante. Y han definido dos tipos de localización: localización de la fluencia (cuando el grado de cambio del área en una zona de inhomogeneidad supera el del volumen de todo el material) y la localización de la velocidad de deformación (cuando la velocidad de deformación en una zona de inhomogeneidad supera el del volumen de todo el material). El primer tipo de localización es el mismo definido por *Hart* y empieza cuando $\gamma = (1-m)$. La localización de la velocidad de deformación es similar a la considerada por *Considère* y se produce entre los valores de deformación definidos cuando $\gamma = 1$ (ver figura 12). Como la sensibilidad a la velocidad de deformación aumenta, los dos valores de deformación correspondientes a $\gamma = (1-m)$

quedan cada vez más alejados, y la localización de la fluencia se produce durante un tiempo más largo.

Jonas y Semiatin^[59,69,70,76] trataron de definir un parámetro capaz de cuantificar el grado de la localización de la fluencia. Empezaron sus análisis, de la misma manera que procedió *Hart*, considerando que la carga F es igual en todos los puntos de la pieza y aplicando una variante de la ecuación [79]:

$$\begin{aligned}\partial F = 0 &= \sigma \partial A + A \partial \sigma \\ &= 1 + \frac{A}{\sigma} \left(\frac{\partial \sigma}{\partial A} \right)_F\end{aligned}\quad [100]$$

sabiendo que:

$$\partial \sigma = \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \right) \partial \varepsilon + \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right) \partial \dot{\varepsilon}\quad [101]$$

la ecuación [100] puede volverse a escribir de la siguiente manera:

$$\frac{A}{\sigma} \frac{\left(\frac{\partial \sigma}{\partial \varepsilon} \right) \partial \varepsilon + \left(\frac{\partial \sigma}{\partial \dot{\varepsilon}} \right) \partial \dot{\varepsilon}}{\partial A} = -1\quad [102]$$

En la ecuación [102] puede usarse la definición de los parámetros γ , m y $\partial \varepsilon = -\frac{\partial A}{A}$ de

modo que resulta:

$$\left(\gamma - m \frac{A}{\dot{\varepsilon}} \frac{\partial \dot{\varepsilon}}{\partial A} \right)_p = 1\quad [103]$$

o bien;

$$\left(\frac{A}{\dot{\varepsilon}} \frac{\partial \dot{\varepsilon}}{\partial A} \right)_p = \frac{\gamma - 1}{m} = \alpha\quad [104]$$

El parámetro α puede definirse, también, como $\alpha = \frac{-\partial \ln \dot{\varepsilon}}{\partial \varepsilon}$, y α se usa para estimar la

tendencia que tiene el material a desarrollar zonas de concentración de la deformación.

Es interesante destacar que α es función solamente de los parámetros característicos del

material γ y m . Ambos o cada uno de estos parámetros pueden ser función de ε , $\dot{\varepsilon}$ y T .

Así, para determinar la tendencia que tiene el material a desarrollar concentraciones de deformación, se requieren unas curvas de fluencia obtenidas durante ensayos de

compresión uniaxial, a velocidad de deformación verdadera constante, y valores estimados de m (basados en las curvas de fluencia para dos velocidades de deformación diferentes), y α debe ser evaluado en función de la deformación, velocidad de deformación y temperatura.

La ecuación [104] indica que la fluencia es estable en un ensayo de tracción cuando $\alpha > 0$ y es estable en un ensayo de compresión cuando más negativo es α ($\alpha < 0$). *Semiatin* y *Lahoti*^[76,78] demostraron que la tensión de fluencia máxima es una condición necesaria para la aparición de la localización de la deformación y de las bandas de cizalladura, pero no es suficiente y debe haber un grado sustancial de ablandamiento por fluencia (endurecimiento negativo) para que pueda haber una localización considerable de la deformación. Dichos autores, siguiendo la metodología desarrollada por *Jonas et al.*^[69,70] correlacionaron la aparición de la localización de la fluencia con las propiedades del material a través del parámetro de localización de la fluencia α . En ensayos de compresión, la fluencia localizada se produce cuando $\alpha > 0$; esto corresponde a materiales que exhiben coeficientes de endurecimiento $\gamma > 1$, es decir, un ablandamiento por fluencia bastante importante (como σ y ε son ambas negativas en compresión). Cuando $\gamma = 1$, la velocidad de ablandamiento por fluencia solo se compensa por el endurecimiento geométrico o por incremento de área. Así, $\gamma > 1$ es necesaria para permitir el desarrollo de una fluencia inestable. Generalmente, los materiales que se endurecen por deformación, o bien los que presentan un ablandamiento por fluencia mínimo, resisten apreciablemente las concentraciones de deformación (i.e. tienen muy bajas velocidades de localización de la fluencia) siempre y cuando la sensibilidad a la velocidad de deformación sea suficientemente alta ($\geq 0,2$).

Varios trabajos de investigación^[59,76,79], en base a observaciones microestructurales, verificaron que, en procesos de conformado en caliente, las aleaciones de Ti exhiben una localización de la fluencia significativa cuando $\alpha \geq 5$. Así, el criterio de inestabilidad plástica, basado en conceptos de localización de la fluencia de *Semaitin*, *Jonas* y *Lahoti*^[61,69,76,78], en procesos de conformado en caliente puede expresarse de la siguiente manera:

$$1 - \frac{\alpha}{5} < 0 \quad [105]$$

2.5 Redes neuronales artificiales (RNA)

2.5.1 Introducción

Las redes neuronales artificiales son construcciones, de hardware y/o software, que toman información en la entrada y la transforman en una de salida aplicando generalmente una operación no lineal. Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos simplificados de cálculo inspirado por redes neuronales biológicas del cerebro humano. Una RNA consta de un número de elementos de procesamiento interconectados (perceptrones) denominados neuronas. Las neuronas están organizadas en capas diferentes, en formas similares que se presentan al cerebro humano^[80]. Su base conceptual es la organización de las neuronas biológicas que componen el cerebro, pues en él se transporta la información mucho más lentamente que en los circuitos electrónicos que componen las computadoras actuales, y aun así puede realizar de manera muy eficiente operaciones tan complejas como son el reconocimiento de imágenes, reconocimiento de hablantes, reconstrucción de información a partir de datos difusos y cálculo aproximado, entre otras. Su aplicación se aplica a áreas tan diferenciadas como la medicina, ingeniería, biología, psicología, etc. Una explicación parcial de tan extraordinario comportamiento, se atribuye al hecho de que las tareas no están centralizadas en un único elemento si no que por el contrario están distribuidos en un grupo de ellos; a su vez, estos elementos cuentan con una gran cantidad de conexiones y trabajan de manera concurrente, dando como resultado un *procesador* altamente eficiente y robusto.

2.5.2 Historia de las redes neuronales artificiales

McCulloch y Pitts^[80] (1943) presentaron la estructura y funcionamiento de la unidad elemental de procesamiento de una red conexionista. La neurona de McCulloch-Pitts, como actualmente se conoce, tiene un funcionamiento muy sencillo: si la suma de entradas excitatorias supera el umbral de activación de la unidad, y además no hay una entrada inhibitoria, la neurona se activa y emite respuesta (representada por el valor 1); en caso contrario, la neurona no se activa (valor 0 que indica la ausencia de respuesta). Combinando varias neuronas de este tipo con los adecuados umbrales de respuesta, se puede construir una red que compute cualquier función lógica finita. Sus redes tenían el inconveniente de que no podían ser entrenadas.

Rosenblatt^[81] y otros en los años 50 comenzó a desarrollar las redes llamadas perceptrons. Ofrecieron una regla que aprendía que estableció pesos y polarizaciones negativas para cada neurona en la red basada en el entrenamiento.

Otra importante contribución científica es la aportada por Widrow y Hoff^[82] en 1960. Estos autores propusieron un nuevo tipo de unidad de procesamiento, con estructura similar a la del Perceptrón pero con un mecanismo de aprendizaje diferente que permitía también la entrada de información de tipo continuo: la neurona ADALINE (ADAPtative LINear Elements) (Widrow y Hoff, 1960). La innovación de esta tipología de neurona se halla en su mecanismo de aprendizaje denominado regla delta o regla de Widrow-Hoff, que introduce el concepto de reducción del gradiente del error. Sin embargo, la contribución más importante en la reemergencia del conexionismo en los años ochenta fue la técnica *backpropagation* desarrollada por Rumelhart, Hinton y Williams^[83].

El algoritmo *backpropagation* (*propagación del error hacia atrás*) también recibe el nombre de regla delta generalizada o método de gradiente decreciente, debido a que supone una extensión de la regla propuesta por Widrow y Hoff en 1960 (regla delta) a redes con capas intermedias. Este tipo de arquitectura recibe el nombre genérico de Perceptrón Multicapa o MLP (*Multilayer Perceptron*).

La base matemática del algoritmo *backpropagation* es la técnica de gradiente decreciente, basada en modificar los pesos en la dirección opuesta al gradiente, esto es en la dirección que determina el decremento más rápido del error.

Una novedad muy importante en el sistema de Rumelhart y sus colegas fue la introducción de funciones de activación continuas en todas las unidades de procesamiento en lugar de la clásica función “escalón” del Perceptrón simple de Rosenblatt. De hecho, el algoritmo *backpropagation* exige la utilización de funciones de activación continuas para poder realizar el cálculo de la derivada parcial del error con respecto a los pesos del modelo.

La publicación de *Parallel Distributed Processing* (Procesamiento Distribuido en Paralelo o PDP) (Rumelhart, McClelland y el grupo PDP, 1986; McClelland, Rumelhart y el grupo de investigación PDP, 1986)^[84], obra que se ha llegado puede representar

como el libro de referencia más importante del nuevo paradigma conexionista, donde se describe, entre otras cosas, el algoritmo *backpropagation* aplicado a redes MLP.

2.5.3 Ventajas de las redes neuronales

Las redes neuronales artificiales (RNA) tienen muchas ventajas debido a que están basadas en la estructura del sistema nervioso, principalmente el cerebro.

Las propiedades o características de las RNA que suelen ser más útiles son:

- **No linealidad:** las neuronas son elementos de proceso generalmente no lineales.
- **Modelado de relaciones de entrada/salida:** un paradigma de aprendizaje especialmente extendido y útil para los objetivos de esta tesis es el llamado aprendizaje supervisado. En este tipo de aprendizaje se dispone de un conjunto de muestras de la relación entrada/salida a modelar, formado por pares (entradas, salidas deseadas), que permite optimizar los pesos de la red de tal forma que se espera que la relación de entrada/salida generada sea capaz de reproducir casos no representados en el conjunto de datos original.
- **Auto organización:** Una RNA crea su propia representación de la información en su interior, descargando al usuario de esto.
- **Respuesta evidencial:** en el ámbito de aprendizaje supervisado (para aproximación funcional y clasificación), una RNA puede, además de estimar la salida deseada, dar una medida de la fiabilidad de la estimación. Esta información puede ser utilizada para rechazar patrones de entrada, completando de esta forma el proceso de estimación.
- **Tolerancia a fallos:** una red neuronal realizada en “hardware” tiene la capacidad de seguir respondiendo de forma no catastrófica cuando parte de su estructura está dañada. Esto es debido al tratamiento distribuido de la información y a la redundancia implícita en su estructura.
- **Flexibilidad:** las RNA son por definición estructuras adaptativas capaces de ajustar sus pesos, y por tanto su función de transferencia, a cambios en el entorno. Esta característica las hace particularmente útiles en el tratamiento de procesos no estacionarios, donde pueden diseñarse estrategias de aprendizaje en

tiempo real para que el modelo conexionista se vaya adaptando de forma continua a los cambios del proceso en cuestión.

- **Tiempo real:** La estructura de una RNA es paralela, por lo cual si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.
- **Fácil inserción dentro de la tecnología existente:** No se presentan dificultades para la inserción de redes neuronales en aplicaciones específicas dentro de los sistemas existentes.

2.5.4 Elementos básicos

Una neurona consta de tres elementos básicos, que se describen a continuación.

2.5.4.1 Función de entrada

La neurona tiene una entrada global, muchos valores como si fueran uno solo. Se deben combinar las entradas simples dentro de la entrada global. La función de entrada, se calcula a partir del vector de entrada.

La información no le llega a la neurona en estado puro, sino que es ponderada debido a que un tipo de información tendrá diferente importancia respecto a otro. Por eso a la información X_i se le multiplica por un peso designado por W_i . Lógicamente, si hay N puntos de información, habrá N pesos, uno por cada punto de información. Todos estos conceptos están reflejados en la figura 13.

Al llegar a la neurona todos los datos de las informaciones, ponderados por sus pesos, son sumados. Esto es lo que se denomina la *Regla de Propagación*. Podría adoptar otras fórmulas pero, la más habitual es la simple suma de todas las entradas ponderadas que toma el nombre de *Potencial sináptico*. Es decir, el resultado de la regla de propagación elegida es denominado el potencial sináptico.

$$H_i(t) = \sum_{j=1}^N (X_j x W_j) \quad [106]$$

Siendo

$H_i(t)$ el potencial sináptico de la neurona i en el momento t .

X_j la entrada de datos procedentes de la fuente de información j .

W_j el peso sináptico asociado a la entrada X_j

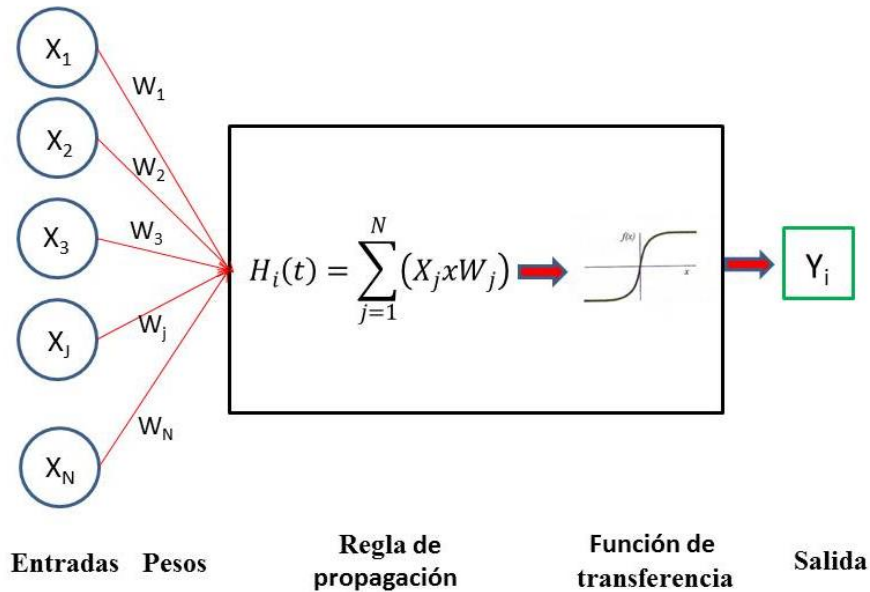


Figura 13. Esquema de una neurona artificial

2.5.4.2 Función de activación (Función de transferencia)

Cuando el resultado de la regla de propagación supera un cierto número, denominado umbral, entonces la neurona se activa y el número resultante de la regla de propagación se “introduce” en una función denominada *Función de activación o de transferencia*. La función activación calcula el estado de activación de una red en un estado de activación (valor) cuyos rangos van de (0 a 1) o de (-1 a 1). Para 0 y -1 la neurona estaría inactiva, estando activa para valores de 1 y -1.

Las funciones de activación que más se utilizan se detallan a continuación:

2.5.4.2.1 Función lineal (purelin)

La función lineal o mixta corresponde a la función $F(x) = x$. En las neuronas con función mixta si la suma de las señales de entrada es menor que un límite inferior, la activación se define como 0 (ó -1). Si dicha suma es mayor o igual que el límite superior, entonces la activación es 1. Si la suma de entrada está comprendida entre ambos límites, la activación se define como una función lineal de suma de las señales de entrada.

$$f(a) = a$$

[107]

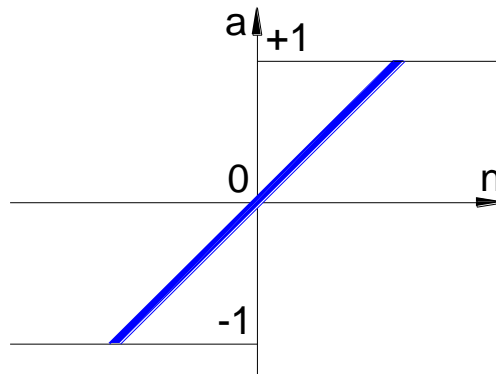


Figura 14. Función de activación lineal (*purelin*).

2.5.4.2.2 Función escalón (*hardlin*)

La función escalón se asocia a neuronas binarias en las cuales cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la activación es 1, si es menor, la activación es -1 (ó 0). Las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero sus capacidades están limitadas

$$f(a) = \begin{cases} 1 & \text{si } a \geq 0 \\ 0 & \text{si } a < 0 \end{cases} \quad [108]$$

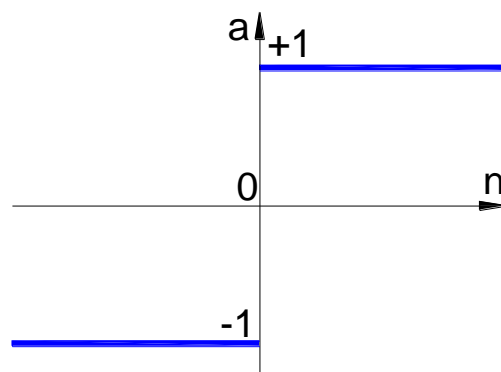


Figura 15. Función de activación escalón (*Hardlin*)

2.5.4.2.3 Función tangente hiperbólica (tansig)

Es la versión continua de la función signo y se usa en problemas de aproximación. Es importante por sus propiedades analíticas, es continua a valores en $[-1, 1]$ e infinitamente diferenciable

$$f(a) = \tanh\left(\frac{a}{2}\right) = \frac{1 - e^{(-a)}}{1 + e^{(-a)}} \quad [109]$$

Los valores de salida que proporciona esta función están comprendidos dentro de un rango que va de -1 a 1.

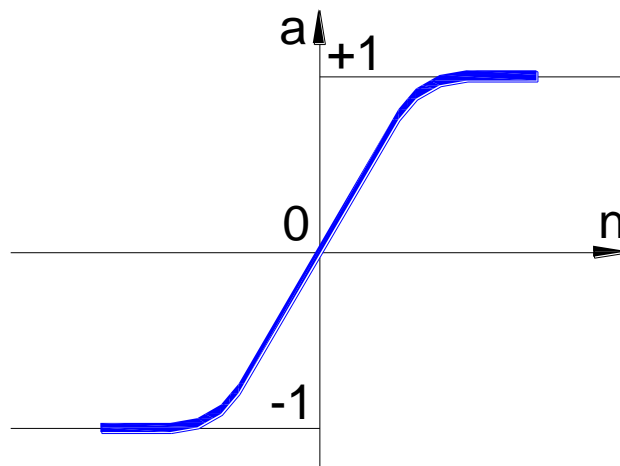


Figura 16. Función de activación tangente-sigmoidea (tansig)

2.5.4.2.4 Función sigmoidea (logsig)

Es una de las funciones más utilizadas en la construcción de redes neuronales. Es continua a valores en $[0, 1]$ e infinitamente diferenciable

$$f(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad [110]$$

Los valores de salida que proporciona esta función están comprendidos dentro de un rango que va de 0 a 1. Es la versión continua de la función umbral y se utiliza en problemas de aproximación.

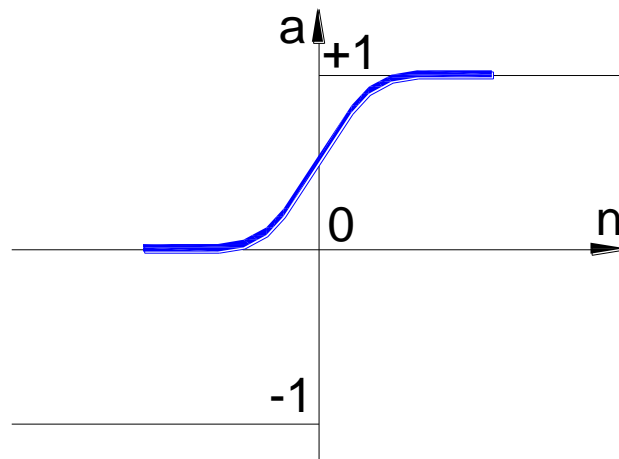


Figura 17. *Función de activación tangente-sigmoidea (logsig)*

2.5.4.3 Función de salida

El último componente que una neurona necesita es la función de salida. Este valor de salida es el que se transfiere a neuronas vinculadas. Si la función de activación se encuentra por debajo de un umbral determinado, ninguna salida pasa a la neurona subsiguiente. Los valores salida suelen estar comprendidos entre los rangos $[0, 1]$ $[-1, 1]$. Dos de las funciones de salida más utilizadas son:

1.- Identidad: en el que la salida es la misma que la entrada.

2.- Binaria : 1 si $activ. > \xi$ siendo ξ el umbral

 0 en caso contrario

2.5.5 Capas de una red neuronal

Los elementos de procesamiento se distribuyen por Capas. En cada capa se encuentran el conjunto de elementos que se encuentran en el mismo nivel de la estructura según figura 18. Las capas son las siguientes:

Capa de entrada: es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.

Capa de salida: transfieren información de la red al exterior

Capas ocultas: son internas a la red, no tiene contacto directo con el exterior. El número de niveles ocultos puede ser de cero a un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina junto a su número, las distintas topologías.

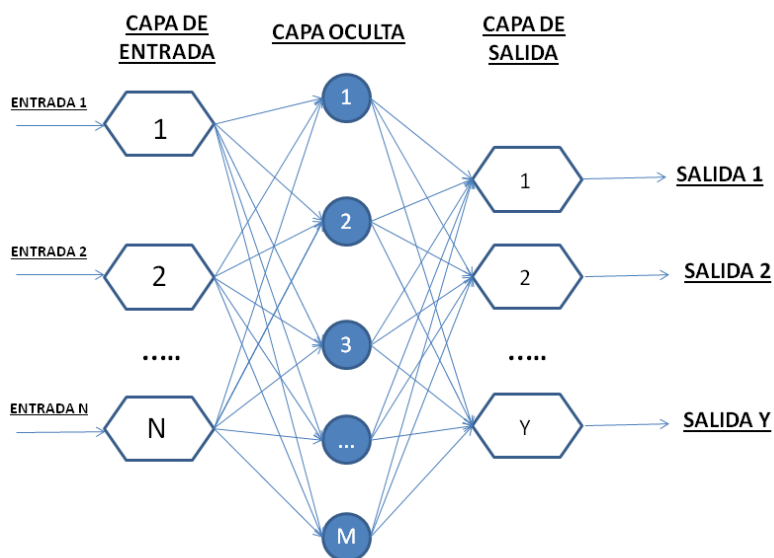


Figura 18. Arquitectura de una red neuronal

2.5.6 Aprendizaje, prueba y validación

Existen tres fases en las aplicaciones de las redes neuronales:

Fase de aprendizaje: también denominada fase de entrenamiento. La capacidad de aprender es una característica de las redes neuronales. Aprenden por la actualización o variación de los pesos sinápticos que caracterizan a las conexiones. Los pesos son

adaptados de acuerdo a la información extraída de los patrones de entrenamiento nuevos que se van presentando. Normalmente, los pesos óptimos se obtienen maximizando o minimizando alguna función de energía. En el entrenamiento supervisado generalmente se minimiza el error cuadrático medio (mse) entre el valor maestro y el valor de salida actual. Durante el proceso de aprendizaje, los pesos de las conexiones de la red sufren modificaciones, se puede afirmar que el proceso termina (la red ha aprendido) cuando los valores de los pesos permanecen estables ($dw_{ij}/dt=0$)

Fase de prueba: una vez entrenado un modelo, se usará en la fase de prueba, en la que se procesan los patrones de prueba que constituyen la entrada habitual de la red, analizándose las prestaciones definitivas de la red. Una vez calculados los pesos de la red, los valores de las neuronas de la última capa, se comparan con la salida deseada para determinar la validez del entrenamiento.

Fase de validación o test: después del entrenamiento los pesos de las conexiones quedan fijos. Debemos comprobar si la red neuronal puede resolver nuevos problemas, para los que ha sido entrenada. Para validar la red se requiere un conjunto de datos, denominado conjunto de validación o testeo.

2.5.7 Mecanismos de aprendizaje

Es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje se reducen a destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas. La creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero; una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero. El proceso de aprendizaje ha terminado (la red ha aprendido) cuando los valores de los pesos permanecen estables ($dw_{ij}/dt = 0$).

Las reglas de aprendizaje es conocer cómo se modifican los valores de los pesos, cuales son los criterios para cambiar el valor asignado a las conexiones cuando se pretende que la red aprenda una nueva información. Se suelen considerar dos tipos de reglas, las que

responden a lo que se conoce como aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado.

Aprendizaje supervisado. El proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor o maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor comprueba la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de que la salida obtenida se aproxime a la deseada.

Se suelen considerar tres formas de llevar a cabo el aprendizaje:

Aprendizaje por corrección de error. El entrenamiento consiste en presentar al sistema un conjunto de pares de datos, representando la entrada y salida deseada para dicha entrada. Este conjunto de datos recibe el nombre de conjunto de entrenamiento. El objetivo es minimizar el Error entre la salida Deseada y la Actual.

Conjunto de Entrenamiento: (X,T)

$$x^i=(x_1,\dots,x_n) \qquad t^i=(t_1,\dots,t_m)$$

Salida actual : $u^i=(u_1,\dots,u_m)$

Minimizar el Error :

$$E = \sum_{i=1}^m (t_i - u_i)^2 \qquad [111]$$

Aprendizaje por refuerzo. No se dispone de un ejemplo completo del comportamiento deseado. No se conoce la salida deseada exacta para cada entrada. Se conoce el comportamiento de manera general.

Se relaciona la entrada salida mediante un proceso de *éxito-fracaso*, produciendo una *señal de Refuerzo* que mide el buen funcionamiento del sistema. Los pesos se ajustan en base a la señal de refuerzo basándose en un mecanismo de probabilidades. “*Si una acción tomada por el sistema de aprendizaje es seguida por un estado satisfactorio,*

entonces la tendencia del sistema a producir esa particular de acción es reforzada. En otro caso, la tendencia del sistema a producir dicha acción es dismiuida”.

La función del supervisor es más la de un crítico que la de un maestro.

Dado un Conjunto de Entrenamiento (X,R):

$$X^i=(x_1,\dots,x_n) \quad r^i \in \{-1,1\}$$

Salida obtenida por la red para el patrón i: $y^i=(y_1,\dots,y_n)$

No se trata de asociar X con R.

R evalúa si la salida producida por la red es correcta o no.

Aprendizaje estocástico. Este tipo de aprendizaje consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad. El aprendizaje consiste en realizar un cambio aleatorio de los valores de los pesos y determinar la energía de la red. Si la energía es menor después del cambio; es decir, si el comportamiento de la red se acerca al deseado, se acepta el cambio; de lo contrario, se aceptaría el cambio en función de una preestablecida distribución de probabilidades.

Aprendizaje no supervisado. Las redes con dicho aprendizaje no requieren de la influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre las neuronas. Se dice que estas redes son capaces de autoorganizarse, ya que la red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una determinada entrada es correcta o no.

Existen diferentes interpretaciones que se le puede dar a la salida generada por una red utilizando este tipo de aprendizaje y que dependen de la estructura y del algoritmo.

Grado de familiaridad o de similitud: Entre información actual y pasada

Codificación: Versión codificada de la entrada

Clusterización: Establecimiento de categorías o clases. La red se encarga de encontrar las características o propiedades propias de cada clase.

Mapeo de Características (Feature Mapping): Los elementos de procesado de la capa de salida se disponen geoméricamente, representando un mapa topográfico de las características de los datos de entrada.

Entradas parecidas ----- Activación de neuronas próximas

El concepto de Aprendizaje Sin Supervisar es el de *Aprendizaje Competitivo*.

En general, se consideran dos tipos de algoritmos de aprendizaje no supervisado: el aprendizaje hebbiano, aprendizaje competitivo y comparativo.

2.5.8 Elección del conjunto inicial de pesos

Antes de iniciar el proceso de entrenamiento se debe escoger un conjunto inicial de pesos para las diversas conexiones entre las neuronas de la red neuronal. Puede realizarse por varios criterios; por ejemplo uno de ellos es otorgar un peso aleatorio a cada conexión, estando estos dentro de un intervalo. Durante el entrenamiento los pesos no se encuentran restringidos a dicho intervalo.

2.5.9 Detención del proceso de aprendizaje

Para que se detenga el proceso de aprendizaje, es necesario establecer una condición de detención.

Generalmente el entrenamiento se detiene cuando el cálculo del error cuadrado medio ha alcanzado un mínimo o cuando para cada uno de los ejemplos dados, el error está por debajo de un determinado umbral.

Otra condición de detención del aprendizaje cuando un cierto número de ciclos hayan sido completados.

2.5.10 Codificación de los datos de entrada

Los datos de entrada tienen que ser codificados, deben hallarse valores apropiados para representar las características simbólicas o numéricas. Estos datos deben ajustarse a las condiciones de la red neuronal sobre la que tendremos que aplicarlos.

2.5.11 La Red Backpropagation (BP)

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams^[83], formalizaron un método para que una red neuronal *aprendiera* la asociación que existe entre los patrones de entrada y las clases correspondientes, utilizando varios niveles de neuronas.

El método backpropagation (propagación del error hacia atrás), basado en la generalización de la regla delta, a pesar de sus limitaciones, ha ampliado de forma considerable el rango de aplicaciones de las redes neuronales.

El funcionamiento de la red backpropagation (BPN) consiste en el aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor de error para cada neurona de salida. A continuación, éstos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida, recibiendo de error aproximado a la neurona intermedia a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la más salida esté cercana a la deseada.

La importancia de la red backpropagation consiste en su capacidad de autoadaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para *aprender* la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Es importante la capacidad de *generalización*, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan

entradas de entrenamiento, y que pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas.

2.5.11.1 La Regla Delta Generalizada

La regla propuesta por Widrow en 1960 ha sido extendida a redes con capas intermedias con conexiones hacia delante (*feedforward*) y cuyas células tienen funciones de activación continuas (lineales o sigmoideas), dando lugar a la retropropagación. Estas funciones continuas son no decrecientes y derivables.

Este algoritmo utiliza una función de error asociada a la red, buscando el estado estable de mínima energía o de mínimo error a través del camino descendente de la superficie del error. Por ello realimenta el error del sistema para realizar la modificación de los pesos en un valor proporcional al gradiente decreciente de dicha función de error.

Funcionamiento del algoritmo:

El método que sigue la regla delta generalizada para ajustar los pesos es exactamente el mismo que el de la regla utilizada en ADALINE; los pesos se actualizan de forma proporcional a la delta, o diferencia entre la salida deseada y la obtenida ($\delta = \text{salida deseada} - \text{salida obtenida}$).

Dada una neurona (unidad U_i) y la salida que produce, y_i , el cambio que se produce en el peso de la conexión que una salida de dicha neurona con la unidad U_j (w_{ji}) para un patrón de aprendizaje p determinado es:

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \alpha \delta_{pj} y_{pi} \quad [112]$$

donde el subíndice p se refiere al patrón de aprendizaje concreto, y α es la constante o tasa de aprendizaje.

En redes multinivel en principio no se puede conocer la salida deseada de las neuronas ocultas para poder determinar los pesos en la función de error cometido. Inicialmente podemos conocer la salida deseada de las neuronas de salida. Según esto, si consideramos la unidad U_j de salida, entonces definimos:

$$\delta_{pj} = (d_{pj} - y_{pj}) \cdot f'(net_j) \quad [113]$$

donde d_{pj} es la salida deseada de la neurona j para el patrón p y net_j es la entrada neta que recibe la neurona j .

Esta fórmula es como la de la regla delta, excepto a los se refiere a la derivada de la función de transferencia. Este término representa la modificación que hay que realizar en la entrada que recibe la neurona j . En caso de que dicha neurona no sea de salida, el error que se produce estará en función del error que se cometa en las neuronas que reciban como entrada la salida de dicha neurona. Esto es lo que se denomina como procedimiento de propagación de error hacia atrás.

Según esto, en el caso de que U_j no sea una neurona de salida, el error que se produce está en función del error que se comete en las neuronas que reciben como entrada la salida de U_j :

$$\delta_{pj} = \left(\sum_k \delta_{pk} w_{kj} \right) \cdot f'(net_j) \quad [114]$$

donde el rango de k cubre a todas las neuronas a las que está conectada la salida de U_j . De esta forma el error que se produce en una neurona oculta es la suma de los errores que se producen en las neuronas a las que está conectada la salida de ésta, multiplicado cada uno de ellos por el peso de la conexión.

2.5.11.2 Adición de un momento en la regla delta generalizada

El método de retropropagación del error requiere un importante número de cálculos para lograr el ajuste de los pesos de la red. En la implementación del algoritmo, se toma una amplitud de paso que viene dada por la tasa de aprendizaje. A mayor tasa de aprendizaje, mayor es la modificación de los pesos en cada iteración, con lo que el aprendizaje será más rápido, pero por otro lado, puede dar lugar a oscilaciones. Rumelhart, Hinton y Williams sugirieron que para filtrar estas oscilaciones se añada en la expresión de incremento de los pesos un término (momento), β , de manera que dicha expresión quede:

$$\begin{aligned} w_{ji}(t+1) &= w_{ji}(t) + \alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta (w_{ji}(t) - w_{ji}(t+1)) = \\ \Delta w_{ji}(t+1) &= \alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta \Delta w_{ji}(t) \end{aligned} \quad [115]$$

donde β es una constante que determina el efecto $t+1$ del cambio de los pesos en el instante t .

Con este momento se consigue la convergencia de la red en menor número de iteraciones, ya que si en t el incremento de un peso era positivo y en $t+1$ también,

entonces el descenso por la superficie de error en $t+1$ es mayor. Sin embargo, si en t era positivo y en $t+1$ es negativo, el paso que se da en $t+1$ es más pequeño, lo cual es adecuado, ya que significa que se ha pasado por un mínimo y que los pesos deben ser menores para poder alcanzarlo.

Resumiendo, el algoritmo *Backpropagation* queda finalmente:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + [\Delta w_{ji}(t+1)] \quad [116]$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + [\alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta \Delta w_{ji}(t)] \quad [117]$$

donde:

$$\delta_{pj} = (d_{pj} - y_{pj}) f'(net_j) \quad \text{si } U_j \text{ es una neurona de salida.} \quad [118]$$

$$\delta_{pj} = \left(\sum_k \delta_{pk} w_{kj} \right) f'(net_j) \quad \text{si } U_j \text{ no es una neurona de salida.} \quad [119]$$

2.5.11.3 Estructura y aprendizaje de la red *backpropagation*

En una red *Backpropagation* existe una capa de entrada con n neuronas y una capa de salida con m neuronas y al menos una capa oculta de neuronas internas. Cada neurona de una capa (excepto las de entrada) recibe entradas de todas las neuronas de la capa anterior y envía su salida a todas las neuronas de la capa posterior (excepto las de salida). No hay conexiones hacia atrás *feedback* ni laterales entre las neuronas de la misma capa.

La aplicación del algoritmo tiene dos fases, una hacia delante y otra hacia atrás. Durante la primera fase el patrón de entrada es presentado a la red y propagado a través de las capas hasta llegar a la capa de salida. Obtenidos los valores de salida de la red, se inicia la segunda fase, comparándose éstos valores con la salida esperada para obtener el error. Se ajustan los pesos de la última capa proporcionalmente al error. Se pasa a la capa anterior con una retropropagación del error, ajustando los pesos y continuando con este proceso hasta llegar a la primer capa. De esta manera se han modificado los pesos de las conexiones de la red para cada patrón de aprendizaje del problema, del que conocíamos su valor de entrada y la salida deseada que debería generar la red ante dicho patrón.

La técnica *Backpropagation* requiere el uso de neuronas cuya función de activación sea continua, y por lo tanto, diferenciable. Generalmente, la función utilizada será del tipo sigmoidal.

2.5.11.4 Pasos para aplicar el algoritmo de entrenamiento

Paso 1

Inicializar los pesos de la red con valores pequeños aleatorios.

Paso 2

Presentar un patrón de entrada y especificar la salida deseada que debe generar la red.

Paso 3

Calcular la salida actual de la red. Para ello presentamos las entradas a la red y vamos calculando la salida que presenta cada capa hasta llegar a la capa de salida, ésta será la salida de la red. Los pasos son los siguientes:

Se calculan las entradas netas para las neuronas ocultas procedentes de las neuronas de entrada. Para una neurona j oculta:

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad [120]$$

en donde el índice h se refiere a magnitudes de la capa oculta; el subíndice p , al p -ésimo vector de entrenamiento, y j a la j -ésima neurona oculta. El término θ puede ser opcional, pues actúa como una entrada más.

Se calculan las salidas de las neuronas ocultas:

$$y_{pj} = f_j^h(net_{pj}^h) \quad [121]$$

Se realizan los mismos cálculos para obtener las salidas de las neuronas de salida:

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L w_{kj}^o y_{pj} + \theta_k^o \quad [122]$$

$$y_{pk} = f_k^o(net_{pk}^o) \quad [123]$$

Paso 4

Calcular los términos de error para todas las neuronas.

Si la neurona k es una neurona de la capa de salida, el valor de la delta es:

$$\delta_{pk}^o = (d_{pk} - y_{pk}) f_k^{o'}(net_{pk}^o) \quad [124]$$

La función f debe ser derivable. En general disponemos de dos formas de función de salida:

La función lineal :

$$f_k(\text{net}_{jk}) = \text{net}_{jk} \quad [125]$$

La función sigmoideal :

$$f_k(\text{net}_{jk}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_{jk}}} \quad [126]$$

Para una función lineal, tenemos: $f_k' = 1$, mientras que la derivada de una función sigmoideal es: $f_k' = f_k(1 - f_k) = y_{pk}(1 - y_{pk})$ por lo que los términos de error para las neuronas de salida quedan:

$$\delta_{pk}^o = (d_{pk} - y_{pk}) \text{ para la salida lineal.} \quad [127]$$

$$\delta_{pk}^o = (d_{pk} - y_{pk})y_{pk}(1 - y_{pk}) \text{ para la salida sigmoideal.} \quad [128]$$

Si la *neurona j no es de salida*, entonces la derivada parcial del error no puede ser evaluada directamente, por tanto se obtiene el desarrollo a partir de valores que son conocidos y otros que pueden ser evaluados.

La expresión obtenida en este caso es:

$$\delta_{pj}^h = f_j^h(\text{net}_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o \quad [129]$$

donde observamos que el error en las capas ocultas depende de todos los términos de error de la capa de salida. De aquí surge el término *propagación hacia atrás*.

Paso 5

Actualización de los pesos: para ello utilizamos un algoritmo recursivo, comenzando por las neuronas de salida y trabajando hacia atrás hasta llegar a la capa de entrada, ajustando los pesos de la siguiente forma:

Para los pesos de las neuronas de la capa de salida:

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \Delta w_{kj}^o(t+1) \quad [130]$$

$$\Delta w_{kj}^o(t+1) = \alpha \delta_{pk}^o y_{pj} \quad [131]$$

Para los pesos de las neuronas de la capa oculta:

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \Delta w_{ji}^h(t+1) \quad [132]$$

$$\Delta w_{ji}^h(t+1) = \alpha \delta_{pj}^h x_{pi} \quad [133]$$

En ambos casos, para acelerar el proceso de aprendizaje se puede añadir un término *momento*.

Paso 6

El proceso se repite hasta que el término de error $E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^2$ resulta aceptablemente pequeño para cada uno de los patrones aprendidos.

2.5.11.5 Consideraciones sobre el algoritmo de aprendizaje

El algoritmo encuentra un valor mínimo de error (local o global) mediante una aplicación de pesos (gradiente) descendentes. Cada punto de la superficie de la función corresponde a un conjunto de valores de los pesos de la red. Con el gradiente descendente, siempre que se realiza un cambio en todos los pesos de la red, se asegura el descenso por la superficie del error hasta encontrar el valle más cercano, lo que puede hacer que el proceso de aprendizaje se detenga en un mínimo local de error.

Uno de los problemas del algoritmo es que en busca de minimizar la función de error, puede caer en un mínimo local o en algún punto estacionario, con lo cual no se llega a encontrar el mínimo global de la función de error. Sin embargo, no tiene porqué alcanzarse el mínimo global en todas las aplicaciones, sino que puede ser suficiente con un error mínimo preestablecido.

2.5.11.6 Control de Convergencia

En las técnicas de gradiente decreciente es conveniente avanzar por la superficie del error con incrementos de pesos pequeños. Esto se debe a que tenemos una información local de la superficie y no se sabe lo lejos o cerca que se está del punto mínimo. Con incrementos grandes se corre el riesgo de pasar por encima del punto mínimo sin conseguir estacionarse en él. Con incrementos pequeños, aunque se tarda más en llegar, se evita que ocurra esto.

El incremento del paso adecuado influye en la velocidad de convergencia del algoritmo. La velocidad se controla con la tasa de aprendizaje α . Normalmente α , debe ser un número pequeño (del orden de 0,05 a 0,25), para asegurar que la red llegue a asentarse en una solución.

Lo habitual es aumentar el valor de α a medida que disminuye el error de la red durante la fase de aprendizaje. Así aceleramos la convergencia aunque sin llegar nunca a valores de α demasiado grandes, que hicieran que la red oscilase alejándose del mínimo.

En la práctica, si una red deja de aprender antes de llegar a una solución aceptable, se realiza un cambio en el número de neuronas ocultas o en los parámetros de aprendizaje, o simplemente, se vuelve a empezar con un conjunto distinto de pesos originales y se suele resolver el problema.

2.5.11.7 Dimensionamiento de la red. Número de neuronas ocultas

No se pueden dar reglas concretas para determinar el número de neuronas o número de capas de una red para resolver un problema concreto.

Respecto al número de capas de la red, en general tres capas son suficientes (entrada - oculta-salida). Sin embargo, hay veces que un problema es más fácil de resolver con más de una capa oculta. El tamaño de las capas, tanto de entrada como de salida, suelen venir determinado por la naturaleza de la aplicación. En cambio, decidir cuántas neuronas debe tener una capa oculta no suele ser tan evidente.

El número de neuronas ocultas interviene en la eficiencia de aprendizaje y de generalización de la red. No hay ninguna regla que indique el número óptimo. En cada problema se debe realizar la prueba ensayo-error hasta obtener el resultado que más se adapte a los valores deseados.

2.5.12 Cuestiones a resolver para trabajar con una red neuronal

Para poder determinar el tipo de red neuronal que debemos utilizar, en primer lugar tenemos la etapa preliminar, en la que nos aparecen gran cantidad de preguntas que se han de solucionar. En ésta etapa debemos decidir el dominio del problema y la clase a que pertenece. Luego debe decidirse si una red neuronal es un método adecuado para

resolver el problema que se nos presenta. Concluida ésta etapa debemos dar respuesta a las siguientes cuestiones:

- a) Origen de los datos
 - ¿Qué datos son de importancia para la situación de los problemas definidos?
 - ¿Qué variables son relevantes?
 - ¿De dónde podemos obtener los datos?
- b) Preparación y codificación de los datos
 - ¿Cómo preparar y codificar los datos?
- c) Topología de la red, arquitectura de la red(en función del apartado b))
 - ¿Qué tipo de red escogerse?
 - ¿Cuántas capas ocultas y cuántas en cada capa son necesarias?
 - ¿Cuántas neuronas en la capa de salida (según la codificación escogida)?
- d) Decisiones concernientes al proceso de aprendizaje
 - ¿Cuál será el algoritmo de aprendizaje?
 - ¿Qué inicialización para los pesos?
 - ¿Qué función de activación utilizaremos?
 - ¿Cuál será la función de transferencia?
 - ¿Cuándo se parará el aprendizaje?

2.5.13 Estudio histórico de conformación de materiales metálicos mediante la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales

Durante la década pasada, varias herramientas de la inteligencia artificial tales como los algoritmos genéticos (GA) y las redes neuronales artificiales (RNA), se han introducido y aplicado en el campo del proceso de fabricación. Los modelos que se obtienen son más exactos que los analíticos disponibles. Recientemente, las redes neuronales artificiales (RNA) se utilizan como medio útil para describir la tensión de flujo del material bajo diferentes condiciones de temperatura, deformación y velocidad de deformación.

Rao y Prasad^[85] usan 2 capas ocultas con 40 neuronas para predecir el comportamiento constitutivo del acero de medio carbono. Como entrada utilizan la ϵ , $\dot{\epsilon}$ y la T y como entradas extras, el $\log(\epsilon)$, $\log(\dot{\epsilon})$, $\log(T)$. Aunque los resultados son bastante buenos, la red es altamente compleja con 600 pesos y necesita un modem muy grande para el entrenamiento, además la utilización como entradas de valores reales y logarítmicos la hacen que la base física sea dudosa.

Hwu y otros^[86] predijo la tensión de flujo para diferentes aceros. Las entradas estaban compuestas por la ϵ , $\dot{\epsilon}$ y la T y además utilizaban diferentes contenidos de carbono (% C), silicio (%Si), manganeso (%Mn) y (%Nb). Los regímenes de deformación que utiliza son muy pequeños de $0,001 \text{ s}^{-1}$ a $0,1 \text{ s}^{-1}$. La utilidad del modelo es limitada.

Hodgson y otros^[87] construyó una red para el acero inoxidable austenítico con una capa oculta de 21 neuronas. Obtuvieron los mejores resultados utilizando como entrada extra el coeficiente de endurecimiento (θ) y $\sqrt{\theta\sigma}$.

Kong y Hodgson^[88] utilizan además el contenido de carbono (%C) y el logaritmo del parámetro de Zener-Hollomon, $\log(Z)$. Esta red necesita el conocimiento exacto de la energía de activación de la deformación, que es difícil de estimar. Las redes usadas por Hodgson y otros^[87,88] tienen la tensión de flujo y el rendimiento como variable en la entrada, lo que hace las ecuaciones implícitas, que son difíciles de utilizar.

Narayana y otros^[89] se fundamentan en que para un mismo modem pueden desarrollarse diferentes modelos de red. Para una serie de aceros microaleados utilizan una predicción media de todos los modelos con el rendimiento final. Nos encontramos que para cada modelo las entradas y número de neuronas nos varía. La red es aplicable para un dominio de los regímenes de la deformación $0.25-1.8 \text{ s}^{-1}$.

Otros autores^[90-104] utilizan las redes neuronales como una herramienta robusta capaz de predecir los resultados de las tensiones de fluencia para cada temperatura, deformación y velocidad de deformación. Cada autor y en función del material se ajusta a los parámetros que considera más importantes. Las discrepancias básicamente en el tratamiento de datos residen en la arquitectura de la red, como pueden ser: variables de entrada que utilizan, rango de valores utilizados para estas variables de entrada, número de capas ocultas, número de neuronas, funciones de transferencia, activación y la inicialización de los pesos. Por otra parte, prácticamente se ponen de acuerdo en que la variable de salida la tensión de fluencia, utilizan una red perceptron multicapa (MLP),

basado en el Feed-Forward y con el algoritmo de aprendizaje retropropagation (BP). El entrenamiento se detiene cuando se llega al error mínimo cuadrático, Mean Squared Error (mse). Los resultados obtenidos son bastante dispares.

Algunos autores^[95-98] utilizan una serie de métodos estadísticos estándar. Estos métodos son capaces de dar muestra de la capacidad de generalización de formación de la red, para el entrenamiento la prueba y el test. Estos métodos se cuantifica en términos del coeficiente de correlación (R), el promedio de error absoluto relativo (e_{AARE}), la raíz cuadrada del error cuadrado medio (e_{RMSE}) y el índice de dispersión (Is).

2.5.13.1 Métodos estadísticos estándar de generalización de los resultados de la red neuronal

Después del entrenamiento de la red , comprobamos el funcionamiento de la red para las curvas de prueba y debemos validar los resultados obtenidos. Para evaluar la validez se utilizan una serie de métodos estadísticos estándar^[95-98]. Estos métodos son capaces de dar muestra de capacidad de generalización de formación de la red. Se cuantifica en términos del coeficiente de correlación (R), el promedio de error absoluto relativo (e_{AARE}), la raíz cuadrada del error cuadrado medio (e_{RMSE}), el índice de dispersión (Is) y el error relativo (error entre los datos experimentales y los obtenidos por la RNA).

Se definen a continuación:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \right)}} \quad [134]$$

$$e_{AARE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_i - P_i}{E} \right| \times 100\% \quad [135]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - P_i)^2} \quad [136]$$

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{E}} \quad [137]$$

$$\text{Relative error} = \left(\frac{E_i - P_i}{E_i} \right) \times 100\% \quad [138]$$

Donde E es el valor experimental y P es el valor obtenido mediante el modelo de red neuronal; \bar{E} y \bar{P} son los valores medios de E y P respectivamente; N es el número total de los datos empleados en la investigación; p corresponde al número de variables de salida.

Es bien sabido que los valores pequeños (aproximación cero) de AARE y RMSE significan una buena correlación entre los datos predictivos y experimentales. Pero, es importante tener en cuenta que los valores más altos de coeficiente R (cerca de 1) no deberían siempre ser interpretados como evidencia de un buen rendimiento predictivo del modelo desarrollado RNA, porque estos valores no describe completamente la relación entre el valores experimentales y los predichos^[105-108]. Sin embargo, para evaluar el modelo RNA, utilizamos los índices estadísticos estándar.

CAPÍTULO 3 EXPERIMENTACIÓN

En éste capítulo explicamos las características de los dos aceros microaleados de medio carbono y del acero dúplex moldeado. También se explica el método experimental diseñado para la obtención de los datos experimentales. Por último se presentan las tablas con los resultados experimentales de las tensiones de fluencia en función de la temperatura, deformación y velocidad de deformación.

3.1 Aceros microaleados de medio carbono

Los dos aceros microaleados comerciales de medio carbono estudiados están destinados al sector de forja de componentes de automoción. Sus composiciones químicas así como la identificación de cada uno de ellos se recogen en la tabla 1.

	% C	% Mn	% Si	% P	% S	% V	% Ti	% Al	N _{pp}
Acero V	.34	1.52	.72	.025	.025	.083	.0184	.0145	114
Acero M	.29	1.19	.19	.012	.025	.09	.002	.0114	131

Tabla 1. Composición química de los aceros microaleados de medio carbono.

Estos dos aceros microaleados son de medio carbono con un contenido de *V* y *Al* prácticamente similar y en el que se ha variado el contenido de *Ti*. Son de esperar, debido a la presencia de los tres elementos de aleación (*V*, *Ti* y *Al*), carbonitruros más o menos complejos de *V-Ti* y nitruros de aluminio.

El proceso de elaboración de estos dos aceros fue mediante obtención de lingotes de 4000 Kg por fusión en un horno eléctrico. Posteriormente, los dos aceros se laminaron en palanquilla de 70mm de lado en el caso del acero *M* y en redondos de 100mm de diámetro en el caso del acero *V*. La temperatura de calentamiento fue de 1250°C, y la de final de laminación fue de 900°C. A continuación se enfriaron al aire.

El motivo de la selección de estos dos aceros es ampliar el conocimiento sobre comportamiento a la deformación en caliente y sobre las propiedades de aplicación de estos aceros destinados a la fabricación de componentes de la industria de automoción.

El interés del uso de este tipo de acero se deriva del hecho de no necesitar los costosos tratamientos térmicos de temple y revenido después de la forja de la pieza. Por lo tanto, el empleo de estos aceros, especialmente los de contenido medio de carbono, permite

reducir los costes económicos y energéticos de fabricación de piezas forjadas en aproximadamente un 15-25 %, en función del tipo de pieza. En este tipo de aceros, el control de las propiedades y de la microestructura se logra a través del afino de grano y del endurecimiento por precipitación durante el enfriamiento de la ferrita.

Para el estudio de la evolución del comportamiento a fluencia de los dos aceros, aquí estudiados, durante ensayos de compresión en caliente se efectuaron dos series de ensayos correspondientes a diferentes condiciones de austenización. Para facilitar la lectura de los resultados obtenidos se utilizara la denominación siguiente para cada serie de ensayo efectuado:

-V1200 y M1200: corresponde a la serie de ensayos realizados con una austenización previa a 1200°C durante 5min y enfriamiento posterior (2°C/s) a la temperatura de ensayo justo antes de empezar el ensayo.

-V30min y M30min: corresponde a la serie de ensayos realizados con una austenización durante 30min a temperatura de ensayo.

Debe notarse que en los ensayos de la serie *V1200* y *M1200* la microestructura inicial es idéntica para todas las probetas ensayadas (tamaño de grano, fracción de volumen de precipitados y densidad de dislocaciones), mientras que en las demás series de ensayos cada probeta tenía una microestructura diferente a cada temperatura porque la austenización se efectuaba directamente a temperatura de ensayo.

Para estudiar la evolución del tamaño de grano inicial con la el tiempo y la temperatura se llevaron a cabo tratamientos de austenización. Para la obtención de probetas para dichos tratamientos, se mecanizaron redondos de 35mm de diámetro y 150mm de longitud extraídos en sentido longitudinal del material de partida. A continuación se cortaron discos de 3mm de espesor (aproximadamente) y finalmente se dividieron en ocho sectores circulares, siendo cada sector la probeta objeto de estudio. De este modo la zona de que se estudió fue la sección transversal a la dirección de laminación. Cada probeta fue sometida a un ciclo de calentamiento consistente en austenizarla durante 5 y 30 minutos en un rango de temperaturas entre 1250°C y 900°C .

Los tratamientos de austenización se efectuaron en un horno tubular capaz de alcanzar 1500°C , y en atmósfera protectora de argón para evitar posibles descarburaciones (ver figura 19). Las probetas se introducían directamente en el horno cuando éste alcanzaba la temperatura de ensayo. El tiempo de mantenimiento se iniciaba cuando el horno

volvía a estabilizar su temperatura, esto es, entre 30 y 45 seg. después de introducida la probeta en el horno. Para que este lapso de tiempo fuese menor, las probetas que iban a ser austenizadas a 5min eran previamente precalentadas en un pequeño horno tubular a 600°C. Acabada la austenización se procedía a un temple directo en agua a temperatura ambiente. Una vez realizado el tratamiento térmico se procedía a la preparación metalográfica de la probeta para una posterior medición del tamaño de grano austenítico.

3.2 Acero dúplex moldeado

El material considerado aquí es un acero dúplex moldeado. Éste acero fue suministrado en forma de quillas, y su proceso de fabricación fue mediante fusión en horno de inducción de media frecuencia y moldeado en colada continua. La temperatura de colada fue de a 1620 °C. Su composición química se indica en la tabla siguiente:

	% C	% Mn	% Si	% P	% S	% Ni	% Mo	% Al	% Nb	% W	% N	% Cr
Duplex	.31	.79	1.07	.03	.32	5.9	.49	.018	1.28	0.08	0.34	26.7

Tabla 2. Composición química del acero dúplex moldeado.

Los aceros dúplex son aceros que se caracterizan por una microestructura que contiene dos fases: ferrita (α) y austenita (γ). La importancia de sus aplicaciones está en aumento constante, especialmente en las industrias nucleares y químicas. Sin embargo, su uso está limitado debido a su limitada conformabilidad. Es bien sabido que la austenita y la ferrita tienen un comportamiento a fluencia en caliente bien distinto; la deformación no se distribuye de manera uniforme, por lo que la conformabilidad del acero deformado puede disminuir significativamente, provocando la formación de defectos microestructurales (grietas, cavidades, localización de fluencia, bandas de cizalladura, etc.). Por tanto, para incrementar las áreas de aplicación de este tipo de aceros, es necesario mejorar el estado de comprensión de los fenómenos físico-químicos y mecánicos que afectan a su conformabilidad, y caracterizar cuantitativamente los mecanismos de daño que pueden aparecer durante la deformación plástica.

3.3 Método experimental diseñado para la obtención de los datos experimentales

Para la realización de este trabajo se efectuaron ensayos de compresión uniaxial en caliente a velocidad de deformación constante. Los ensayos fueron llevados a cabo en una máquina de ensayos universal electromecánica de la marca “*INSTRON 4507*” con una célula de carga de *100 kN* de capacidad estática. Los ensayos se realizaron mediante control por ordenador que incluía tanto la entrada de parámetros de control como las adquisiciones de los resultados.

Para poder ensayar en caliente, se acopló un horno cilíndrico, de calentamiento por resistencias convencionales, a la máquina de ensayos. El citado horno se puede abrir por su plano medio de modo que se facilita la extracción de las probetas para el subsiguiente temple.

Como útiles de compresión se mecanizaron unas mordazas cilíndricas en una aleación resistente a alta temperatura. La aleación escogida fue *TZM (0.5% Ti, 0.1% Zr, resto Mo)*, la cual presenta unas características mecánicas de resistencia muy superiores a las del acero a la misma temperatura. Las dimensiones de las mordazas fueron calculadas de modo que se evitase su pandeo; asimismo teniendo en cuenta las dimensiones de las probetas a ensayar la sección de las mordazas garantizaban que éstas trabajasen en régimen elástico, evitando problemas de deformaciones de las mismas. Las mordazas entran directamente en el horno y parte de ellas sobresalen del mismo. En la zona exterior se acoplaron unos soportes de aceros para trabajo en caliente que a su vez iban roscados a unas bases que apoyaban directamente sobre la bancada de la máquina.

Todo el conjunto se diseñó suficientemente alejado de la célula de carga para evitar el calentamiento de la misma. No obstante se añadió un sistema de refrigeración por agua y la práctica experimental demostró que la célula no sufría calentamiento.

Con la finalidad de mantener las probetas en ambiente inerte y evitar su descarburación durante la deformación en caliente, se hizo circular una corriente de argón en un tubo de acero que protegía las mordazas. El sistema de ensayo diseñado y utilizado en el laboratorio puede observarse en las figuras 19 y 20.



Figura 19. Montaje del equipo de ensayo de compresión uniaxial.

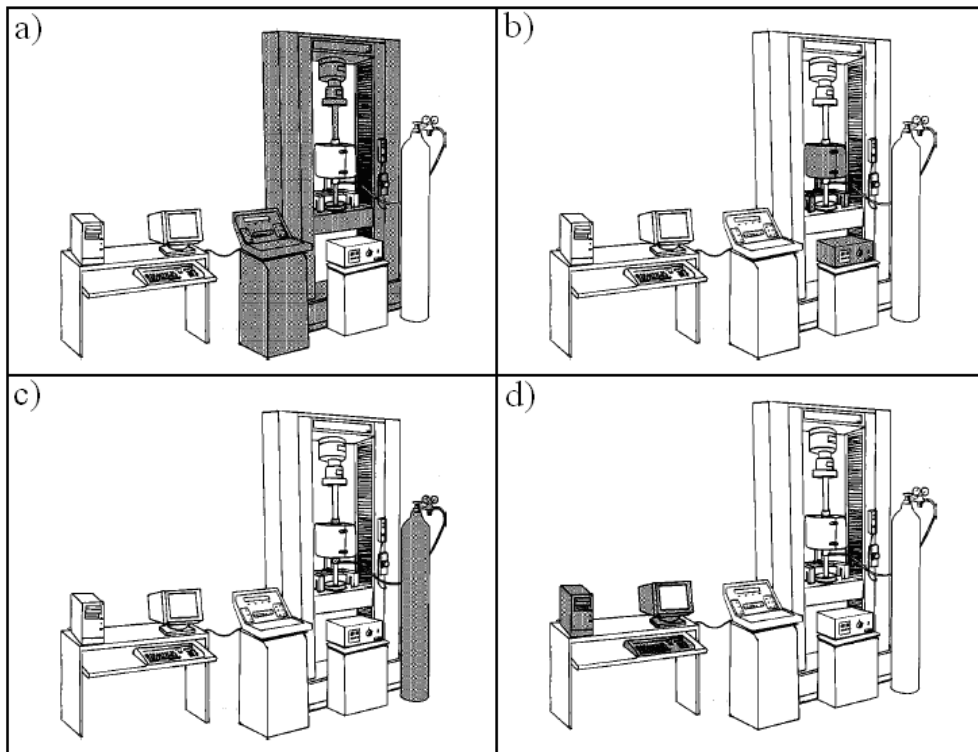


Figura 20. Detalles del equipo de ensayo de compresión uniaxial: a) Máquina Universal de ensayos INSTRON 4507 b) Horno semi-electrónico c) Sistema de flujo de argón d) Ordenado de control del ensayo

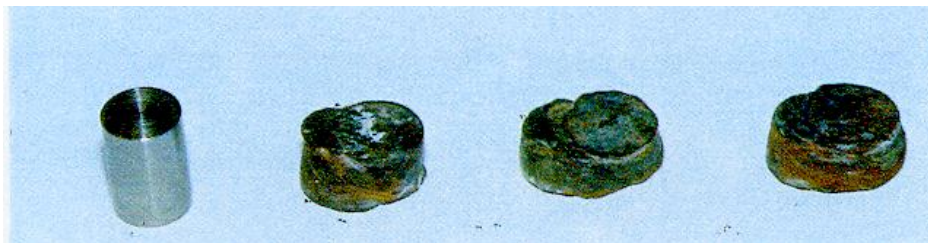
Las probetas ensayadas eran cilíndricas (su eje era paralelo a la dirección de laminación) de 11.4mm de altura y 7.6mm de diámetro. Con estas dimensiones se comprobó que el abarrilamiento no era excesivo y que las mordazas no se deformaban.

En este trabajo, se efectuaron ensayos de compresión uniaxial en caliente a velocidad de deformación verdadera constante en un rango de temperaturas entre 1150°C y 900°C , y el rango de velocidades de deformación escogidos varió entre 10^{-4} y 10 s^{-1} .

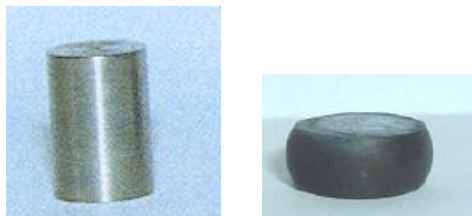
En todos los casos las velocidades de calentamiento fueron de $1^{\circ}\text{C}/\text{seg}$.

Cada ensayo se prolongaba hasta una deformación total de $\varepsilon = 1$. Acabado el ensayo las probetas eran templadas tan rápido como se podía, para el posterior análisis del tamaño de grano. Para los ensayos de alta velocidad (i.e. $\dot{\varepsilon} > 0.3$) se utilizó nitruro de boro como lubricante, aunque se comprobó que su efecto no era significativo. Para los ensayos de baja velocidad finalmente no se utilizó lubricación, toda vez que se comprobó igualmente, con los distintos lubricantes utilizados (bisulfuro de molibdeno, polvo de vidrio) que los resultados no eran apreciablemente diferentes.

En la figura 21 se muestra el tipo de probetas utilizadas y su estado final tras el ensayo. En esta figura se puede apreciar la aparición de inestabilidades de fluencia sobre todo a baja temperatura.



(a)



(b)

Figura 21. Aspecto de las deformadas a: (a) baja temperatura y b) alta temperatura

Para conseguir una velocidad de deformación constante, la velocidad del cabezal móvil de la máquina tiene que variar conforme varía la altura de la probeta. La ecuación (144) muestra la relación que mantiene la velocidad de deformación verdadera de la probeta $\dot{\epsilon}$, y la velocidad del bastidor de la máquina, v .

$$\dot{\epsilon} = \frac{d\epsilon}{dt} = \frac{d \ln\left(\frac{l}{l_0}\right)}{dt} = \frac{1}{l} \frac{dl}{dt} = \frac{v}{l} \quad [139]$$

donde l y l_0 son respectivamente la altura instantánea e inicial de la probeta. En las máquinas de compresión, el movimiento del bastidor, debería cambiar con el tiempo de la siguiente forma, para mantener $\dot{\epsilon} = cte$:

$$v = \dot{\epsilon} l_0 \exp(-\dot{\epsilon} t) \quad [140]$$

3.4 Resultados de la experimentación

Los resultados experimentales^[12] quedan recogidos en las tablas 3-7:

Acero Microaleado M-1200	
T°(°C)	Velocidades de deformación ($\dot{\epsilon}$) (s ⁻¹)
900°	1E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 2E-1, 3E-1
950°	1E-4, 3E-4, 5E-4, 1E-3, 2E-3, 3E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 3E-2, 5E-2, 1E-1, 1.5E-1, 2E-1, 2.5E-1, 3E-1, 1, 3
1000°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 3E-2, 5E-2, 1E-1, 2E-1, 3E-1, 4E-1, 1, 3
1050°	1E-4, 3E-4, 5E-4, 1E-3, 3E-3, 5E-3, 1E-2, 3E-2, 5E-2, 1E-1, 2E-1, 3E-1, 1, 3
1100°	3E-4, 1E-3, 2E-3, 3E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 3E-1, 1, 3
1150°	1, 3

Tabla 3. Resultados experimentales M-1200.

Acero Microaleado V-1200	
T° (°C)	Velocidades de deformación ($\dot{\epsilon}$) (s ⁻¹)
900°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 5E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
950°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 3E-2, 1E-1, 10
1000°	1E-4, 3E-4, 5E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1050°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3, 10
1100°	1E-4, 1E-3, 1E-2, 3E-2, 1E-1, 1, 3, 10
1150°	1E-3, 3E-3, 1E-2, 3E-2, 1E-1, 3, 10

Tabla 4. Resultados experimentales V-1200.

Acero Microaleado V-30	
T° (°C)	Velocidades de deformación ($\dot{\epsilon}$) (s ⁻¹)
900°	1E-4, 5E-4, 1E-3, 3E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1
950°	1E-4, 3E-3, 5E-3, 1E-3, 2E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1000°	1E-4, 1E-3, 2E-3, 3E-3, 5E-3, 1E-2, 3E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1050°	1E-4, 3E-4, 7E-4, 1E-3, 2E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 3E-2, 4E-2, 7E-2, 1E-1, 1, 3
1100°	1E-4, 2E-4, 3E-4, 5E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 2E-2, 3E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1150°	1, 3

Tabla 5. Resultados experimentales V-30.

Acero Microaleado M-30	
T° (°C)	Velocidades de deformación ($\dot{\epsilon}$) (s ⁻¹)
900°	1E-4, 5E-4, 1E-3, 2E-3, 3E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 3E-2, 5E-2, 7E-2
950°	2E-4, 5E-4, 1E-3, 2E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1000°	1E-4, 2E-4, 5E-4, 6E-4, 7E-4, 1E-3, 2E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1050°	1E-4, 5E-4, 1E-3, 5E-3, 1E-2, 2E-2, 5E-2, 1E-1, 1, 3
1100°	1E-4, 2E-4, 3E-4, 5E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 2E-2, 3E-2, 1E-1, 1, 3
1150°	1, 3

Tabla 6. Resultados experimentales M-30.

Acero Dúplex Moldeado	
T° (°C)	Velocidades de deformación ($\dot{\epsilon}$) (s ⁻¹)
700°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
750°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
800°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
850°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
900°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
950°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1
1000°	1E-4, 3E-4, 1E-3, 3E-3, 1E-2, 5E-2, 1E-1

Tabla 7. Resultados experimentales del acero dúplex moldeado.

Las velocidades de deformación a diferentes temperaturas representan las curvas tensión-deformación obtenidas experimentalmente. En cada curva tenemos la tensión de

flujo (σ) en función de la temperatura (T), deformación (ϵ) y velocidad de deformación ($\dot{\epsilon}$).

Para los aceros microaleados los rangos de temperatura se encuentran entre 900°C y 1150°C, las deformaciones entre 0 y 1, mientras que las velocidades de deformación están entre $1\text{E-}4 \text{ s}^{-1}$ y 10 s^{-1} .

Para el acero dúplex moldeado los rangos de temperatura se hallan entre 700°C y 1000°C, las deformaciones entre 0 y 1. Las velocidades de deformación experimentales están entre $1\text{E-}4 \text{ s}^{-1}$ y $1\text{E-}1 \text{ s}^{-1}$.

CAPÍTULO 4 BASE DE DATOS

Para poder utilizar correctamente los resultados experimentales, necesitamos tratarlos de manera eficiente. Nos interesa crear una metodología que sea capaz de sacar el máximo rendimiento de los mismos, que nos facilite su aplicación en las redes neuronales, tanto en la fase de aprendizaje, prueba y validación. Una selección correcta supondrá una mayor bondad en los resultados finales.

Disponemos de una gran cantidad y variedad de datos experimentales, requiere que necesitemos unificar los criterios de selección de los mismos.

4.1. Base de datos unificada para la aplicación de la red neuronal

Con el objeto de crear la base de datos que nos facilite la aplicación del modelo de red neuronal, tanto de los datos de entrada (*inputs*) como los de salida (*outputs*), cuya función es la caracterización del proceso de modelización de las curvas de fluencia, son tratados adoptando las reglas siguientes:

Los curvas que utilizamos, para los aceros microaleados, tanto para el entrenamiento como para la validación de la red, son las que corresponden a las velocidades de deformación principales, es decir, desde $1E-4 \text{ s}^{-1}$ hasta 10 s^{-1} , ya que son curvas cuyos datos experimentales se repiten en la mayoría de los aceros microaleados. Las velocidades de deformación intermedias las utilizamos para el test.

En el acero dúplex moldeado nos encontramos que las curvas experimentales que disponemos, las velocidades de deformación se repiten para todas las temperaturas, por lo que utilizamos curvas al azar para el entrenamiento, prueba y test.

Para comprobar la eficiencia de la red utilizamos el resto de los valores intermedios de las velocidades de deformación, que no hemos utilizado en el entrenamiento y en la prueba.

La red neuronal requiere que tanto los datos de entrada como los de salida deben estar entre 0 y 1. Además para poder acelerar la convergencia en la tasa de aprendizaje, nos interesa que los datos tengan valores pequeños, de manera que aseguremos el asentamiento de la red en una solución. En primer lugar, para T , σ y $\dot{\epsilon}$ utilizamos los

logaritmos de los valores experimentales, a continuación los normalizamos^[109] entre 0 y 1, para la T y σ aplicamos la siguiente ecuación:

$$Z' = \frac{Z - 0,95 Z_{\min}}{1,05 Z_{\max} - 0,95 Z_{\min}} \quad [141]$$

donde Z son los datos experimentales (T y σ) en logaritmos, Z' es el valor normalizado de Z, que tiene un valor máximo y mínimo dado por Z_{\max} y Z_{\min} , respectivamente.

Sin embargo la ecuación anterior [141] no la podemos utilizar para normalizar la $\dot{\epsilon}$, los valores que obtenemos son demasiado pequeños. Para normalizar los valores de $\dot{\epsilon}$ utilizamos la siguiente ecuación:

$$\dot{\epsilon}' = \frac{(5 + \log \dot{\epsilon} - 0,95 * (5 + \log \dot{\epsilon}_{\min}))}{1,05 * (5 + \log \dot{\epsilon}_{\max}) - 0,95 * (5 + \log \dot{\epsilon}_{\min})} \quad [142]$$

Siendo $\dot{\epsilon}$ el valor experimental, y $\dot{\epsilon}'$ el valor normalizado de $\dot{\epsilon}$. El valor 5 que se utiliza en la fórmula [142] es para que todos los valores normalizados sean positivos. Este valor dependerá de la velocidad de deformación mínima que dispongamos de los datos experimentales de cada acero.

La deformación de la ϵ no es necesaria normalizarla ya que sus valores ya se encuentran entre 0 y 1.

4.2 Resultados de la base de datos para la red neuronal

Los resultados de la base de datos, para los diferentes materiales estudiados, los tenemos representados en las tablas siguientes:

$\dot{\epsilon}$ (s ⁻¹)	Entrenamiento (M-1200)	Prueba
1E-4	950,1000,1050 °C	
1E-3	900,950,1000,1050 °C	1100 °C
1E-2	900,1000,1050,1100 °C	950 °C
1E-1	900,950,1000,1100 °C	1050 °C
1	950,1050,1100,1150 °C	1000 °C
3	950,1000,1050,1100 °C	1150 °C

Tabla 8. Base de datos para la red neuronal M-1200.

$\dot{\epsilon}$ (s ⁻¹)	Entrenamiento (V-1200)	Prueba
1E-4	900,1000,1050,1100 °C	950° C
1E-3	900,950,1100,1150 °C	1050 °C
1E-2	900,950,1050,1100,1150 °C	1000 °C
1E-1	900,950,1050,1100,1150 °C	
1	1000,1100 °C	
3	1000,1050,1150 °C	1100 °C
10	950,1100,1150 °C	1050° C

Tabla 9. Base de datos para la red neuronal V-1200.

$\dot{\epsilon}$ (s ⁻¹)	Entrenamiento (V-30)	Prueba
1E-4	900,1000,1050,1100 °C	950 °C
1E-3	900,950,1050,1100 °C	1000 °C
1E-2	900,950,1000,1100 °C	1050 °C
1E-1	900,950,1000,1050 °C	
1	950,1000,1050,1100 °C	
3	950,1050,1100,1150 °C	1000 °C

Tabla 10. Base de datos para la red neuronal V-30.

$\dot{\epsilon}$ (s ⁻¹)	Entrenamiento (M-30)	Prueba
1E-4	900,1000,1100 °C	1050 °C
1E-3	900,1000,1050,1100 °C	950 °C
1E-2	900,950,1050,1100 °C	1000 °C
1E-1	950,1000,1100 °C	
1	950,1050,1100,1150 °C	1000 °C
3	950,1000,1050,1150 °C	1100 °C

Tabla 11. Base de datos para la red neuronal M-30

$\dot{\epsilon}$ (s ⁻¹)	Entrenamiento (Dúplex)	Prueba
1E-4	700,750,900,950,1000 °C	800 °C
3E-4	700,800,850,950 °C	900°C
1E-3	700,800,900,1000 °C	750 °C
3E-3	700,750,850,1000 °C	950 °C
1E-2	700,800,900,950,1000 °C	
5E-2	750,900,1000°C	850 °C
1E-1	700,800,850,950,1000 °C	

Tabla 12. Base de datos para la red neuronal del acero dúplex moldeado

Las temperaturas que utilizamos para la prueba de cada base de datos son elegidas al azar.

Los resultados de la tensión de fluencia que se obtengan mediante la validación o testeo de la red nos determina la fiabilidad de la misma. Estos valores serán las que corresponden a las temperaturas, deformaciones y velocidades de deformación que no

han sido utilizadas para el entrenamiento y la prueba. Estas curvas no se encuentran en estas tablas, pero sí que disponemos de los datos. Las podemos hallar en las tablas 3-7, que representan los resultados experimentales.

CAPÍTULO 5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se hace una exposición de los resultados obtenidos mediante la aplicación de las redes neuronales para todos los aceros estudiados, se presentan de la siguiente manera:

Modelo de red neuronal artificial utilizado para todos los aceros.

Modelización mediante la red neuronal de cada uno de los aceros estudiados. Para cada acero se exponen los siguientes apartados:

- Arquitectura, el error mínimo cuadrático (MSE) y el número de iteraciones necesarias para que se detenga el entrenamiento de la red neuronal.
- Gráficos de la regresión para el entrenamiento, prueba y test obtenidos mediante la red neuronal.
- Curvas tensión-deformación obtenidas por los datos del entrenamiento, prueba y test mediante la red neuronal.
- Histogramas del entrenamiento, prueba y test de la red neuronal, que nos dará una visión de los porcentajes de error entre los datos experimentales y los obtenidos mediante la red neuronal.
- Evaluación de los resultados mediante los métodos estadísticos estándar.
- Curvas tensión-deformación para las diferentes temperaturas y velocidades de deformación, obtenidas usando la red neuronal.
- Mapas de iso-eficiencia, para las deformaciones 0.2; 0.4 y 0.6, obtenido usando datos obtenidos mediante la red neuronal.
- Mapas de inestabilidad usando el criterio de inestabilidad de Prasad (DMM), para las deformaciones 0.2; 0.4 y 0.6, desarrollados a partir de los valores obtenidos mediante la red neuronal.
- Mapas de inestabilidad usando el criterio de inestabilidad de Narayana (DMM), para las deformaciones 0.2; 0.4 y 0.6, desarrollados a partir de los valores obtenidos mediante la red neuronal.
- Mapas de inestabilidad usando el criterio de Semiatin (fenomenológico), para las deformaciones 0.2; 0.4 y 0.6, desarrollados a partir de los valores obtenidos mediante la red neuronal.

- Mapas de inestabilidad de Narayana para deformaciones 0,2; 0,4 y 0,6, para los aceros microaleados M-1200, V-30, M-30 y para el acero dúplex moldeado desarrollados a partir de datos experimentales.
- Mapas de inestabilidad de Semiatin para las deformaciones 0.2; 0.4 y 0.6, para los aceros microaleados M-1200, V-30 y M-30 construidos a partir de datos experimentales.

5.1 Modelo de red neuronal

Las leyes constitutivas de la deformación plástica describen la relación entre los parámetros básicos de la deformación a una temperatura dada, las características del material y la microestructura. La modelización de las curvas de fluencia depende de la temperatura (T), deformación (ε), la velocidad de deformación ($\dot{\varepsilon}$) y la tensión (σ). En consecuencia, para nuestro modelo de red neuronal utilizaremos como variables de entrada la T , ε y $\dot{\varepsilon}$, y la variable de salida es la tensión (σ). La figura 22 ilustra el diagrama funcional del modelo de red.

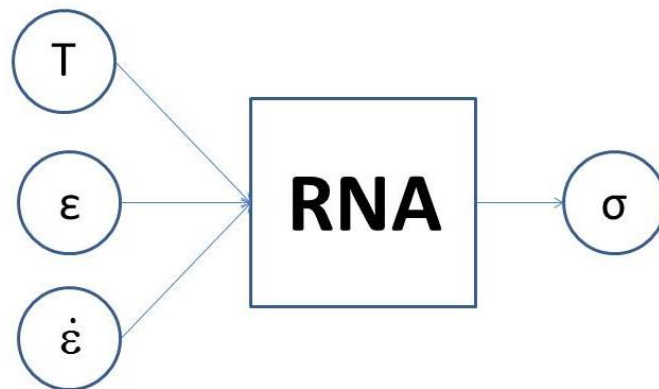


Figura 22. Modelo de red neuronal

Los valores de las variables que utilizamos para el desarrollo de la red deben ser normalizados^[109] entre 0 y 1.

El modelo de red utilizado es el Perceptrón Multicapa o MLP (Multi-Layer Perceptron) basado en el Feed-Forward y como algoritmo de aprendizaje retropopagation (BP).

La plataforma para su aplicación es el módulo de redes neuronales (*Toolbox*) que ofrece el Matlab 7.9.0^[110,111]. Para el entrenamiento se aplica el algoritmo Levenberg-Marquardt (*trainlm*) basado en el algoritmo de aprendizaje el back-propagation (BP).

Los pesos son elegidos al azar, la propia red determina los pesos aleatoriamente. La función de transferencia y de activación es sigmoideal:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad [143]$$

El número de capas ocultas, con sus neuronas, y el error mínimo cuadrático (mse) que nos determinará la mayor eficacia en los resultados, para cada acero, se obtiene a partir de los datos estadísticos estándar que resultan del entrenamiento y la prueba. Después realizamos los test de verificación final.

5.1.1 Acero microaleado M-1200

5.1.1.1 Características del modelo de red neuronal del acero M-1200

La arquitectura de la red que adoptamos está compuesta por tres capas, capa de entrada compuesta de tres elementos ($T, \varepsilon, \dot{\varepsilon}$), una capa oculta con siete neuronas, y como capa de salida la tensión (σ). La arquitectura de la red, 3-7-1, está representada en la figura 23.

Los datos que utilizamos para crear el modelo RNA son los de la tabla 8.

Los datos utilizados para el entrenamiento son 1863 (55%), para la validación 405 (12%) y para el test 1215 (33%).

Los mejores resultados los obtenemos para un error mínimo cuadrático (mse) de 0,0001. El entrenamiento se detiene tras 374 iteraciones.

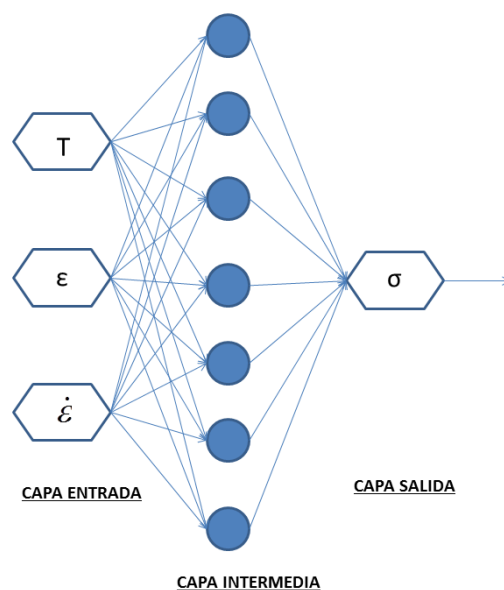


Figura 23. Arquitectura RNA para el acero M-1200.

5.1.1.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero M-1200

Los resultados del entrenamiento, prueba y test están recogidos en la tabla 13. Se puede observar una buena correlación entre los resultados obtenidos experimentalmente y los obtenidos mediante la red, los errores relativos son inferiores al 5%. Para el entrenamiento el error cuadrado medio (RMSE) y el error absoluto relativo (AARE) son de 3,32% y 3,84%, para la prueba el 2,2838% y 4,1975% y para el test 2,7781% y 4,0021%, respectivamente.

	R	RMSE(%)	AARE(%)	SI
Entrenamiento	0,9957	3,3219	3,8411	0,0447
Prueba	0,9978	2,2838	4,1975	0,0324
Test	0,9934	2,7781	4,0021	0,0410

Tabla 13. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero M-1200

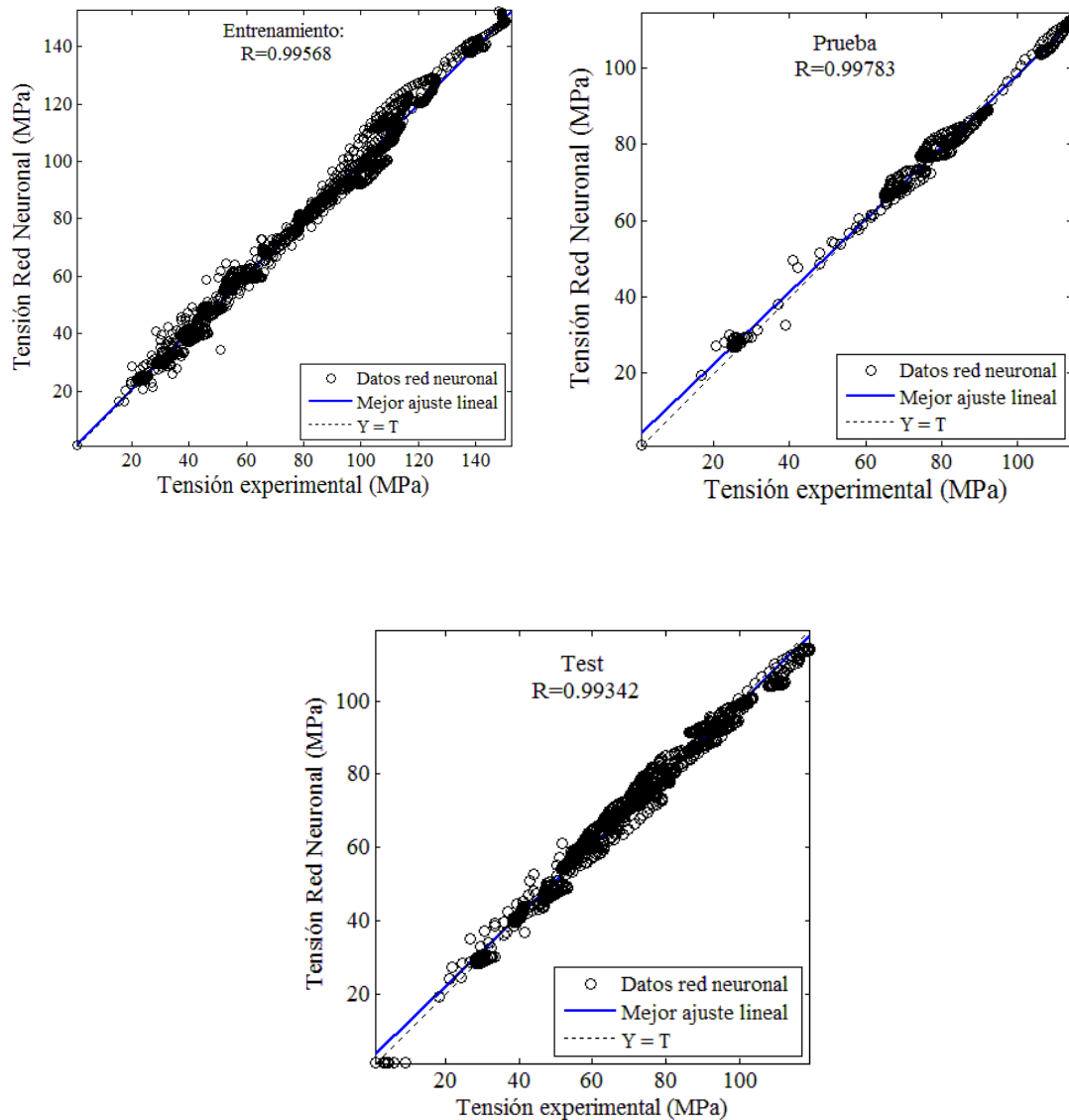


Figura 24. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero M-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Como puede verse gráficamente en la figura 24 los valores de la tensión en el entrenamiento, prueba y test de la RNA revelan que son muy similares a los experimentales. La mayor parte de los puntos caen a lo largo de la línea de 45°, y los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba y test son 0,99568, 0,99783 y 0,99342, respectivamente. Todos los resultados anteriores indican que el modelo de RNA ha sido entrenado satisfactoriamente y puede aplicarse para predecir el comportamiento de la tensión de flujo del acero M-1200.

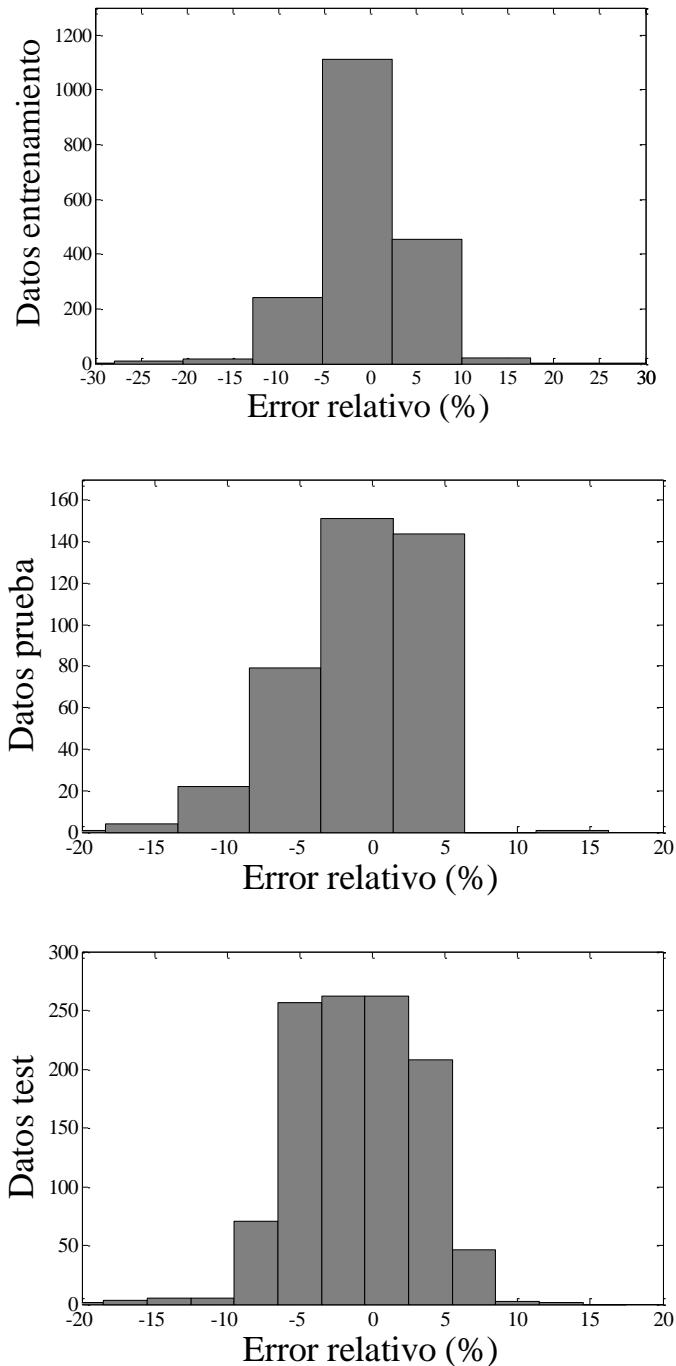


Figura 25. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero M-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Para confirmar la exactitud del rendimiento del modelo de RNA también la determinamos mediante el análisis estadístico del error relativo. La distribución del error de predicción del modelo de RNA para el entrenamiento, prueba y test se muestra en la figura 25. Indica que las predicciones de los errores relativos de los tres conjuntos

de datos muestran una distribución típica de Gauss y muestran que están dentro del $\pm 10\%$ para más del 96% de los datos del test (se observa un error relativo de $\pm 5\%$ para más del 85% de los datos del entrenamiento). En consecuencia, se confirma un buen rendimiento en la predicción del modelo de RNA propuesto.

5.1.2 Acero microaleado V-1200

5.1.2.1 Características del modelo de red neuronal del acero V-1200

La arquitectura de la red que adoptamos está compuesta por tres capas, capa de entrada compuesta de tres elementos ($T, \varepsilon, \dot{\varepsilon}$), dos capas ocultas con diez neuronas, y como capa de salida la tensión (σ). La arquitectura de la red, 3-10-10-1, está representada en la figura 26.

Los datos que utilizamos para crear el modelo RNA son los de la tabla 9.

Los mejores resultados los obtenemos para un error mínimo cuadrático (mse) de 0,0002. El entrenamiento se detiene tras 351 iteraciones.

Para el entrenamiento utilizamos 486 datos (55%), para la validación 96 (15%) y 1053 (30%) para el test.

Para los valores del test (1053 datos) los resultados obtenidos son los siguientes 626 de ellos tienen un error inferior al 5%, en 374 el error está entre el 5 y el 10%, mientras que únicamente en 53 el error es superior al 10%; es decir el 59,5 % de ellos está entre el 0-5%, el 35,5% está entre el 5-10% y el 5% el error es superior al 10%.

Los errores mayores se encuentran en los datos cuya deformación se aproxima a cero. Esto puede deberse a la falta de suficientes número de datos utilizados para la RNA en esta zona. Para el resto, podemos considerar una uniformidad en el porcentaje de la predicción.

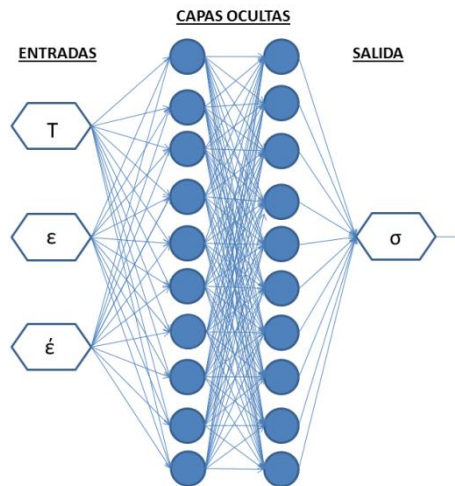


Figura 26. Arquitectura de la red neuronal para el acero V-1200.

5.1.2.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero V-1200

Los resultados del entrenamiento, prueba y test están recogidos en la tabla 14. Se puede observar una buena correlación entre los resultados obtenidos experimentalmente y los obtenidos mediante la red, los errores relativos son inferiores al 5%. Para el entrenamiento el error cuadrado medio (RMSE) y el error absoluto relativo (AARE) son de 1,45% y 1,4579 %, para la prueba 1,9148% y 1,8602 % y para el test 4,3665% y 3,585%, respectivamente.

	R	RMSE(%)	AARE(%)	SI
Entrenamiento	0,9993	1,4579	1,4579	0,0203
Prueba	0,9968	1,9148	1,8602	0,0289
Test	0,9975	4,3665	3,5850	0,0601

Tabla 14. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero V-1200

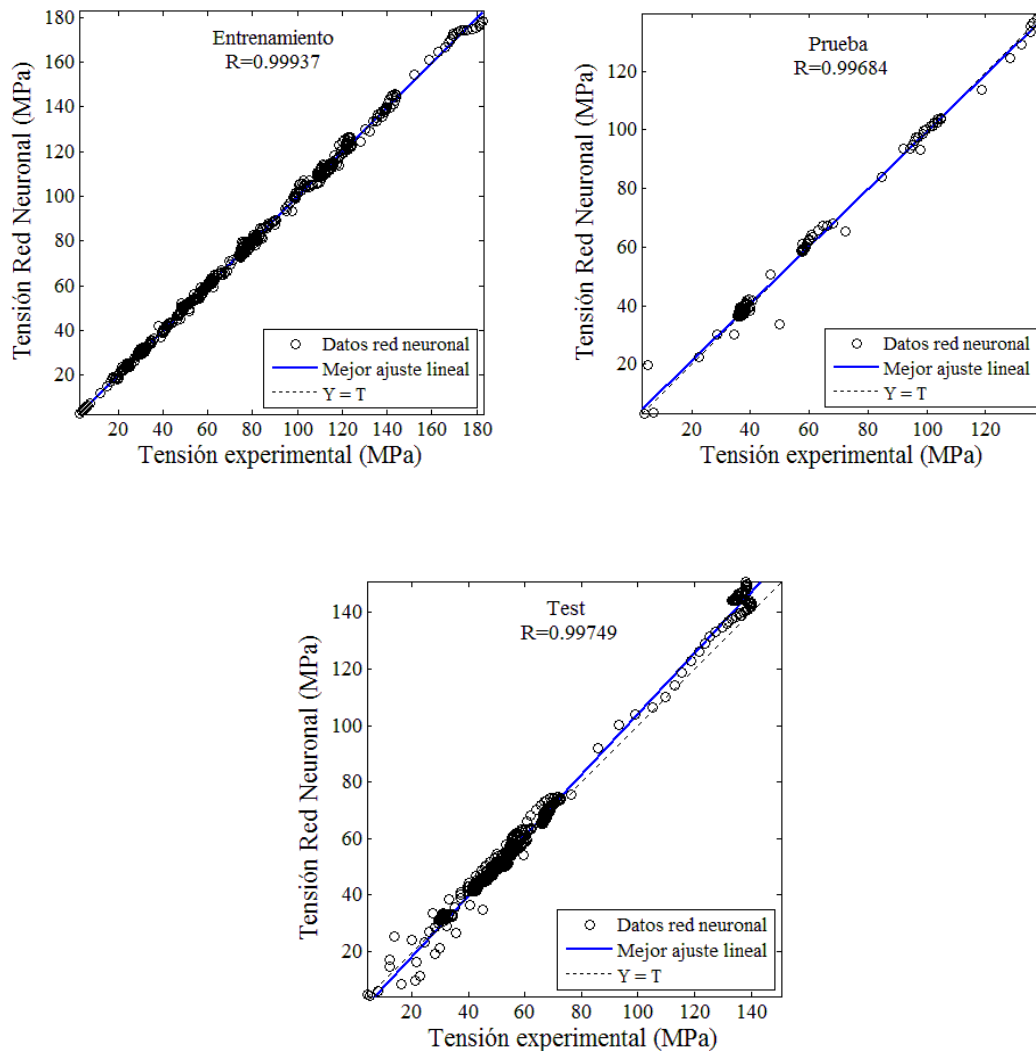


Figura 27. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero V-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Como puede verse gráficamente en la figura 27 los valores de la tensión en el entrenamiento, prueba y test de la RNA revelan que son muy similares a los experimentales. La mayor parte de los puntos caen a lo largo de la línea de 45°, y los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba y test son 0,9937, 0,99684 y 0,99749, respectivamente. Todos los resultados anteriores indican que el modelo de RNA ha sido entrenado satisfactoriamente y puede aplicarse para predecir el comportamiento de la tensión de flujo del acero V-1200.

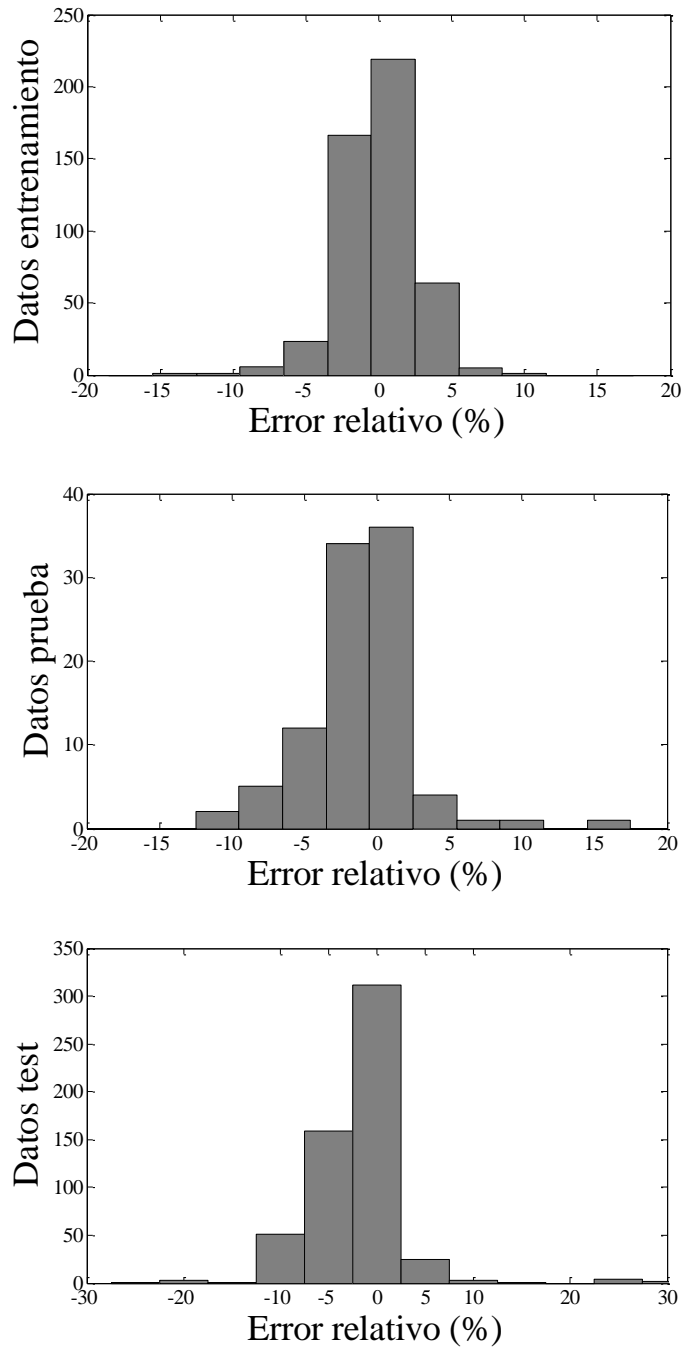


Figura 28. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero V-1200: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Para confirmar la exactitud del rendimiento del modelo de RNA se usa, también el análisis estadístico del error relativo. La distribución del error de predicción del modelo de RNA para el entrenamiento, prueba y test se muestra en la figura 28. Indica que las predicciones de los errores relativos de los tres conjuntos de datos muestran una

distribución típica de Gauss y muestran que están dentro del $\pm 10\%$ para más del 95% de los datos del test (se observa un error relativo de $\pm 5\%$ para más del 88% de los datos del entrenamiento). En consecuencia, se confirma un buen rendimiento en la predicción del modelo de RNA propuesto.

5.1.3 Acero microaleado V-30

5.1.3.1 Características del modelo de red neuronal del acero V-30

La arquitectura de la red que adoptamos está compuesta por tres capas, capa de entrada compuesta de tres elementos (T , ϵ , $\dot{\epsilon}$), una capa oculta con siete neuronas, y como capa de salida la tensión (σ). La arquitectura de la red, 3-10-1, está representada en la figura 29.

Los datos que utilizamos para crear el modelo RNA son los de la tabla 10.

Los datos utilizados para el entrenamiento son 792 (55%), para la validación 198 (15%) y para el test 1296 (30%).

Los mejores resultados los obtenemos para un error mínimo cuadrático (mse) de 0,0002. El entrenamiento se detiene tras 129 iteraciones.

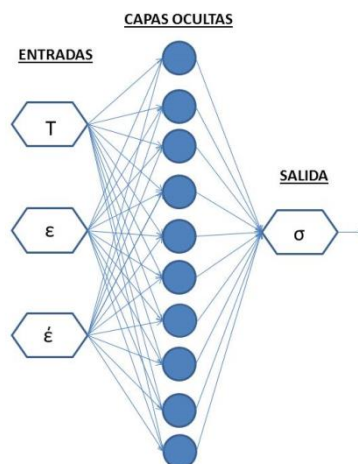


Figura 29. Arquitectura de la red neuronal para el acero V-30.

5.1.3.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero V-30

Los resultados del entrenamiento, prueba y test están recogidos en la tabla 15. Se puede observar una buena correlación entre los resultados obtenidos experimentalmente y los obtenidos mediante la red, los errores relativos son inferiores al 5%, excepto el AARE de la prueba, 6,40 %. Para el entrenamiento el error cuadrado medio (RMSE) y el error absoluto relativo (AARE) son de 2,7265% y 3,5462 %, para la prueba 4,5220% y 6,4016 % y para el test 2,8864% y 2,9072 %, respectivamente.

	R	RMSE(%)	AARE(%)	SI
Entrenamiento	0,9957	2,7265	3,5462	0,0005
Prueba	0,9923	4,5220	6,4016	0,0729
Test	0,9951	2,8864	2,9072	0,0396

Tabla 15. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero V-30

Como puede verse gráficamente en la figura 30 los valores de la tensión en el entrenamiento, prueba y test de la RNA revelan que son muy similares a los experimentales. La mayor parte de los puntos caen a lo largo de la línea de 45°, y los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba y test son 0,99575, 0,99227 y 0,99506, respectivamente. Todos los resultados anteriores indican que el modelo de RNA ha sido entrenado satisfactoriamente y puede aplicarse para predecir el comportamiento de la tensión de flujo del acero V-30.

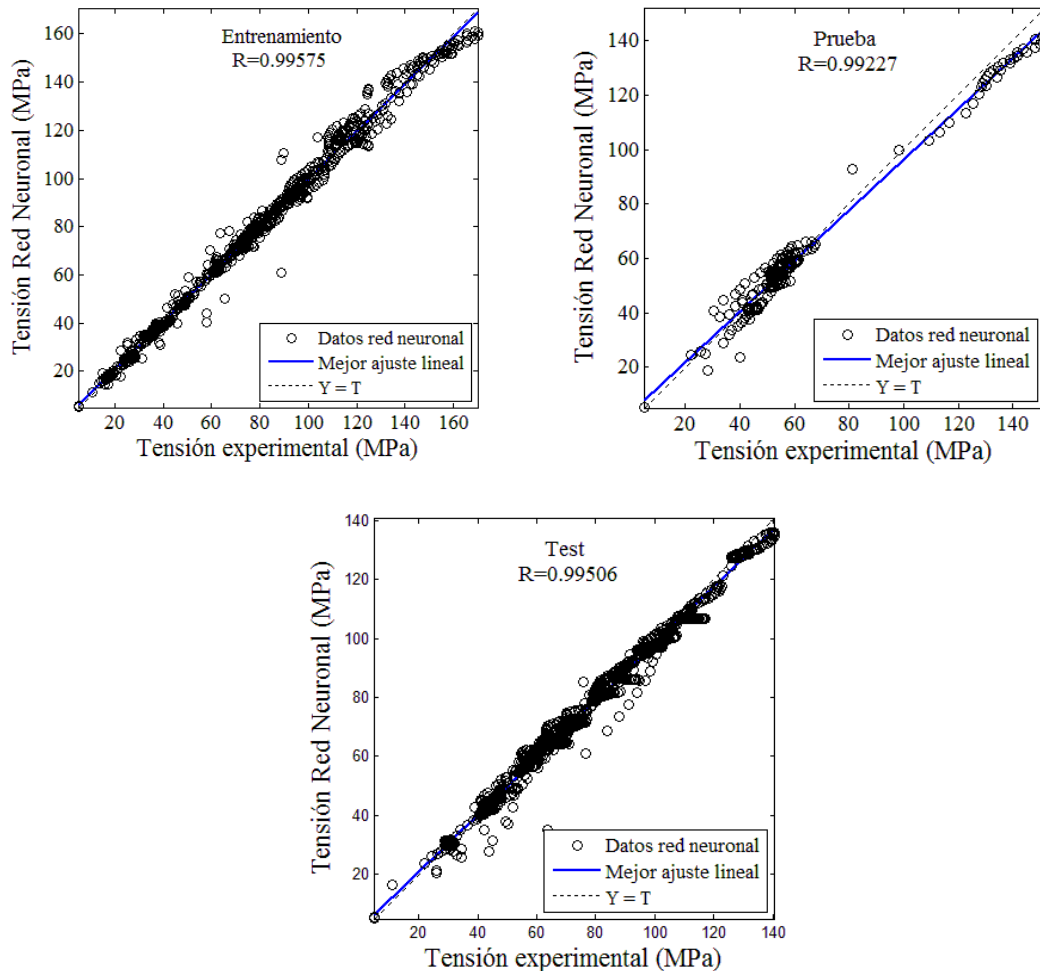


Figura 30. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero V-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Para confirmar la exactitud del rendimiento del modelo de RNA se usa, también el análisis estadístico del error relativo. La distribución del error de predicción del modelo de RNA para el entrenamiento, prueba y test se muestra en la figura 31. Indica que las predicciones de los errores relativos de los tres conjuntos de datos muestran una distribución típica de Gauss y muestran que están dentro del $\pm 10\%$ para más del 95% de los datos del test (se observa un error relativo de $\pm 5\%$ para más del 86% de los datos del entrenamiento). En consecuencia, se confirma un buen rendimiento en la predicción del modelo de RNA propuesto.

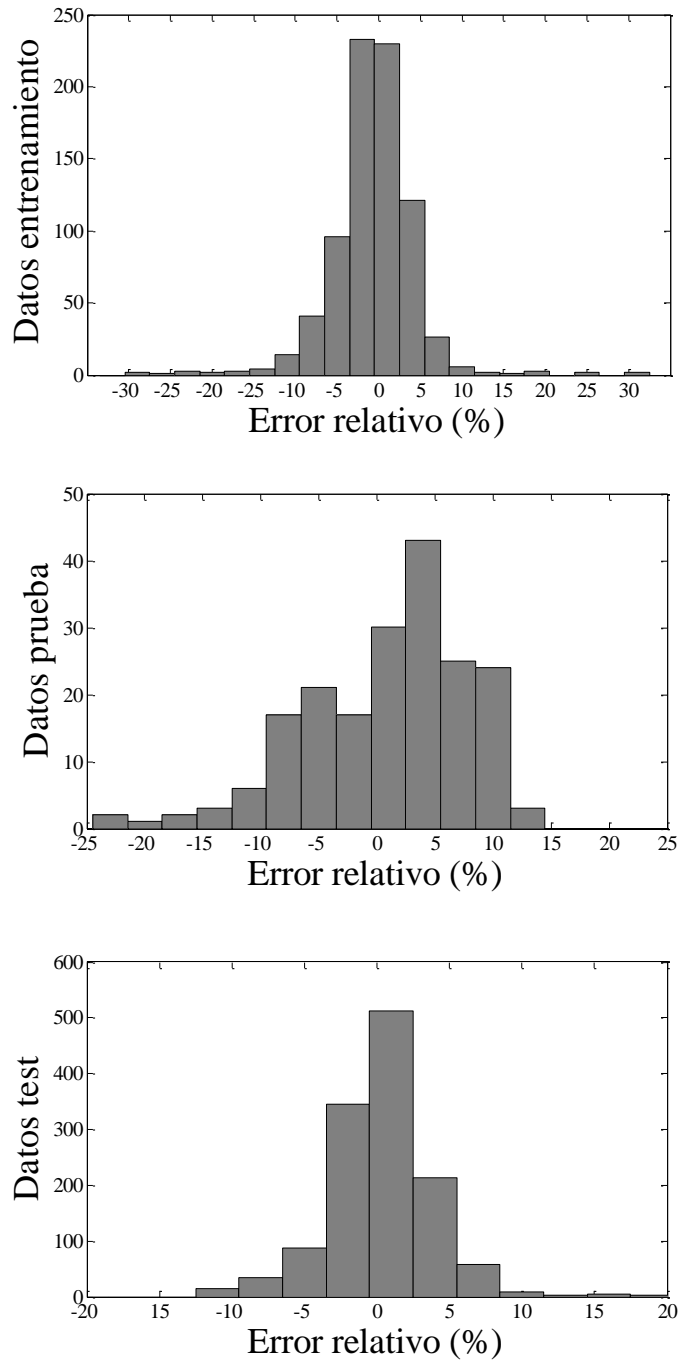


Figura 31. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero V-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test

5.1.4 Acero microaleado M-30

5.1.4.1 Características del modelo de red neuronal del acero M-30

La arquitectura de la red que adoptamos está compuesta por tres capas, capa de entrada compuesta de tres elementos (T , ε , $\dot{\varepsilon}$), dos capas ocultas con doce y nueve neuronas, y como capa de salida la tensión (σ). La arquitectura de la red, 3-12-9-1, está representada en la figura 32.

Los datos que utilizamos para crear el modelo RNA son los de la tabla 11.

Los datos utilizados para el entrenamiento son 726 (55%), para la validación 198 (15%) y para el test 1296 (30%).

Los mejores resultados los obtenemos para un error mínimo cuadrático (mse) de 0,00007. El entrenamiento se detiene tras 224 iteraciones.

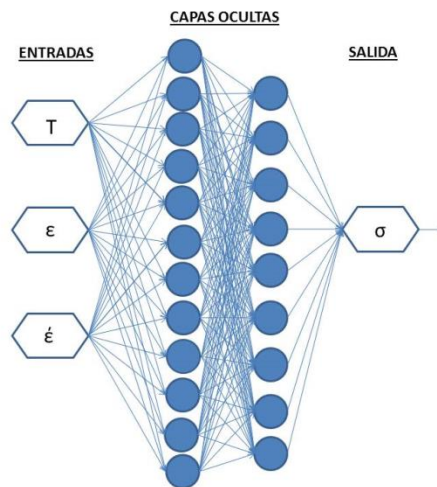


Figura 32. Arquitectura de la red neuronal para el acero M-30.

5.1.4.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero M-30

Los resultados del entrenamiento, prueba y test están recogidos en la tabla 16. Se puede observar una buena correlación entre los resultados obtenidos experimentalmente y los obtenidos mediante la red, los errores relativos son inferiores al 5%. Para el

entrenamiento el error cuadrado medio (RMSE) y el error absoluto relativo (AARE) son de 2,8974% y 3,5978 %, para la prueba 3,5909% y 4,3209 % y para el test 4,1508% y 4,7632 %, respectivamente.

	R	RMSE(%)	AARE(%)	SI
Entrenamiento	0,9978	2,8974	3,5978	0,0007
Prueba	0,9938	3,5909	4,3209	0,0553
Test	0,9905	4,1508	4,7632	0,0637

Tabla 16. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero M-30

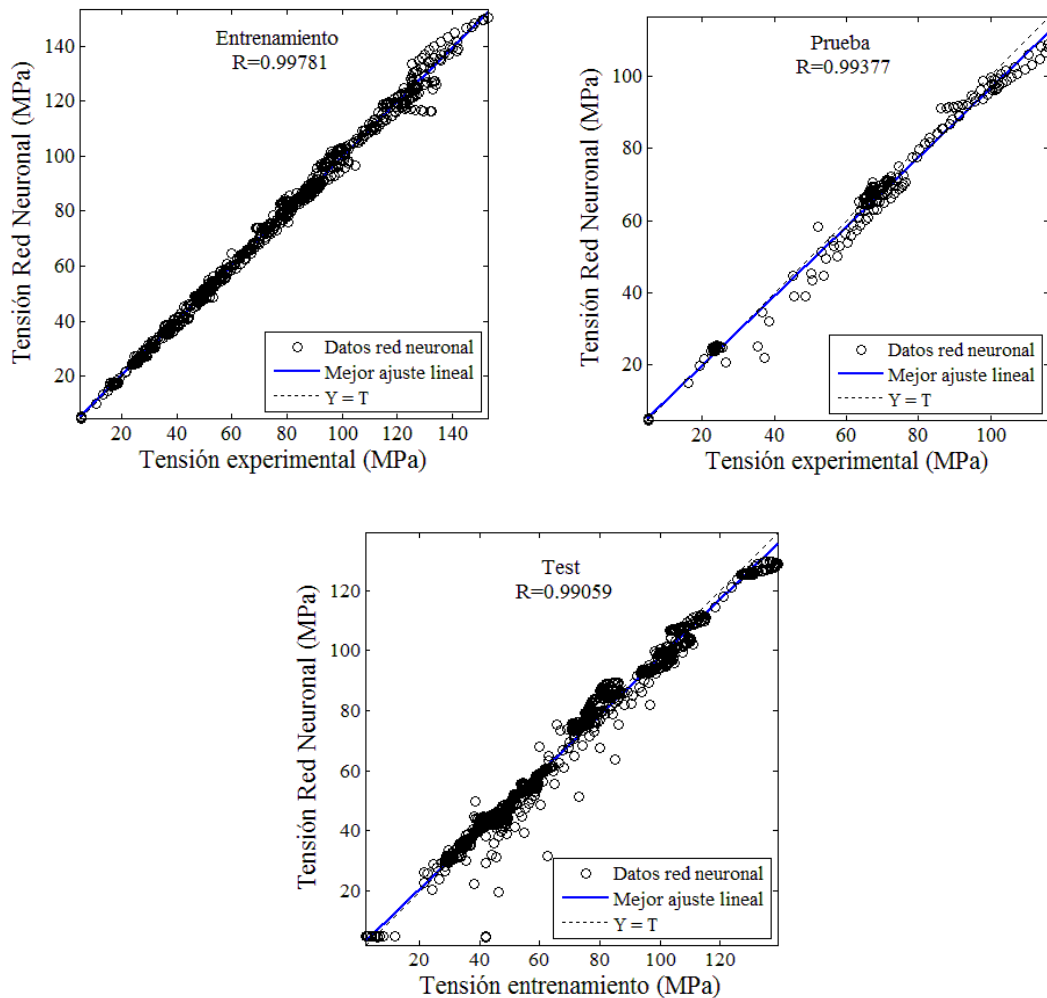


Figura 33. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero M-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Como puede verse gráficamente en la figura 33 los valores de la tensión en el entrenamiento, prueba y test de la RNA revelan que son muy similares a los experimentales. La mayor parte de los puntos caen a lo largo de la línea de 45°, y los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba y test son 0,99781, 0,99377 y 0,99059, respectivamente. Todos los resultados anteriores indican que el modelo de RNA ha sido entrenado satisfactoriamente y puede aplicarse para predecir el comportamiento de la tensión de flujo del acero M-30.

Para confirmar la exactitud del rendimiento del modelo de RNA se usa, también el análisis estadístico del error relativo. La distribución del error de predicción del modelo de RNA para el entrenamiento, prueba y test se muestra en la figura 34. Indica que las predicciones de los errores relativos de los tres conjuntos de datos muestran una distribución típica de Gauss y muestran que están dentro del $\pm 10\%$ para más del 95% de los datos del test (se observa un error relativo de $\pm 5\%$ para más del 85% de los datos del entrenamiento). En consecuencia, se confirma un buen rendimiento en la predicción del modelo de RNA propuesto.

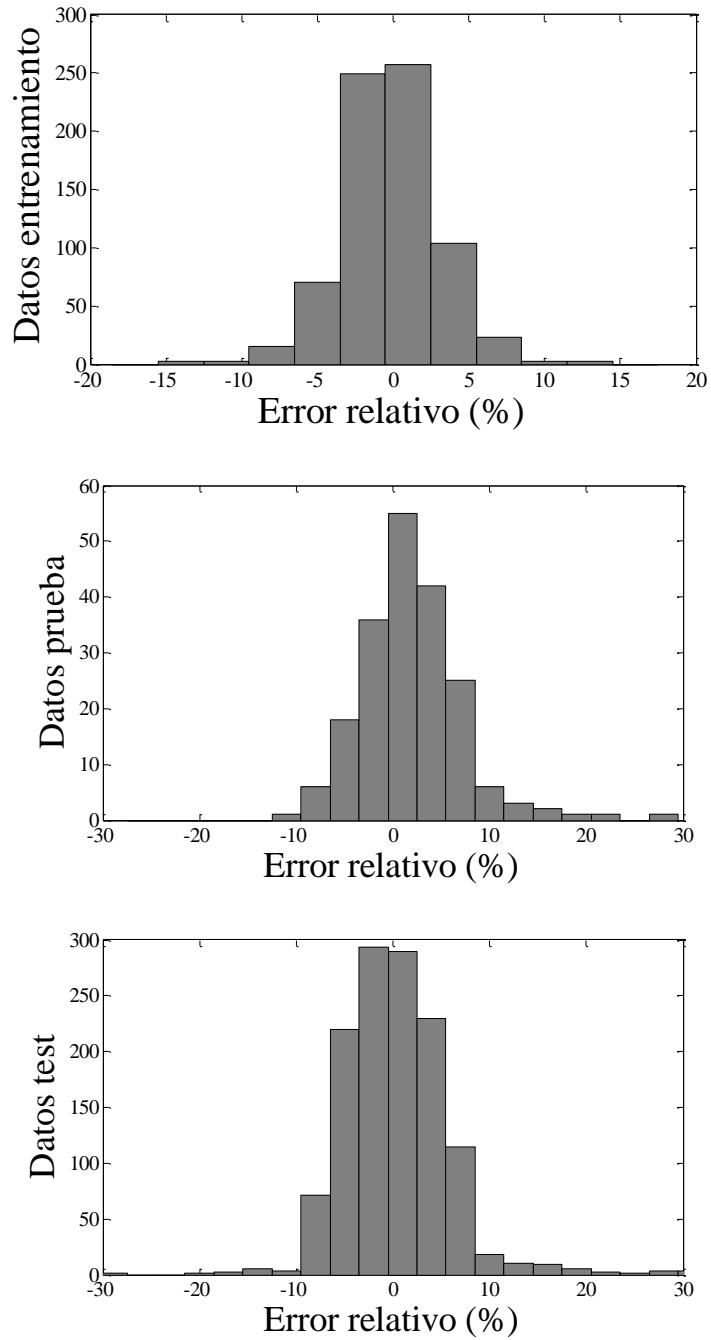


Figura 34. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero M-30: a) entrenamiento b) prueba y c) test

5.1.5 Acero dúplex moldeado

5.1.5.1 Características del modelo de red neuronal del acero dúplex moldeado

La arquitectura de la red que adoptamos está compuesta por tres capas, capa de entrada compuesta de tres elementos (T , ϵ , $\dot{\epsilon}$), una capa oculta con ocho neuronas, y como capa de salida la tensión (σ). La arquitectura de la red, 3-8-1, está representada en la figura 35.

Los datos que utilizamos para crear el modelo RNA son los de la tabla 12.

Los datos utilizados para el entrenamiento son 1710 (55%), para la validación 285 (15%) y para el test 798 (30%).

Los mejores resultados los obtenemos para un error mínimo cuadrático (mse) de 0,0004. El entrenamiento se detiene tras 45 iteraciones.

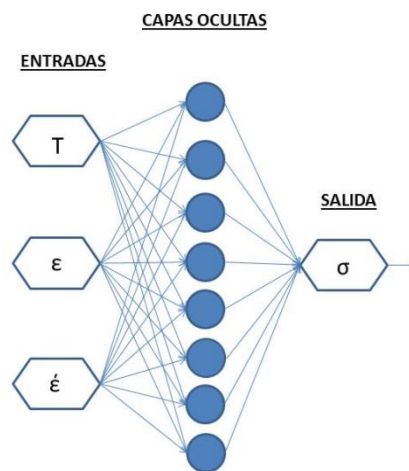


Figura 35. Arquitectura de la red neuronal para el acero dúplex moldeado.

5.1.5.2 Predicción de la tensión de fluencia utilizando el modelo de red neuronal para el acero dúplex moldeado

Los resultados del entrenamiento, prueba y test están recogidos en la tabla 17. Se puede observar una buena correlación entre los resultados obtenidos experimentalmente y los

obtenidos mediante la red, los errores relativos son inferiores al 5%. Para el entrenamiento el error cuadrado medio (RMSE) y el error absoluto relativo (AARE) son de 4,8274% y 5,8618 %, para la prueba 4,5909% y 5,7875 % y para el test 4,9508% y 7,7967 %, respectivamente.

	R	RMSE(%)	AARE(%)	SI
Entrenamiento	0,9938	4,8274	5,8618	0,0568
Prueba	0,9854	4,5909	5,7875	0,0595
Test	0,9919	4,9508	7,7967	0,0611

Tabla 17. Rendimiento del modelo RNA para el entrenamiento, prueba y test del acero dúplex moldeado.

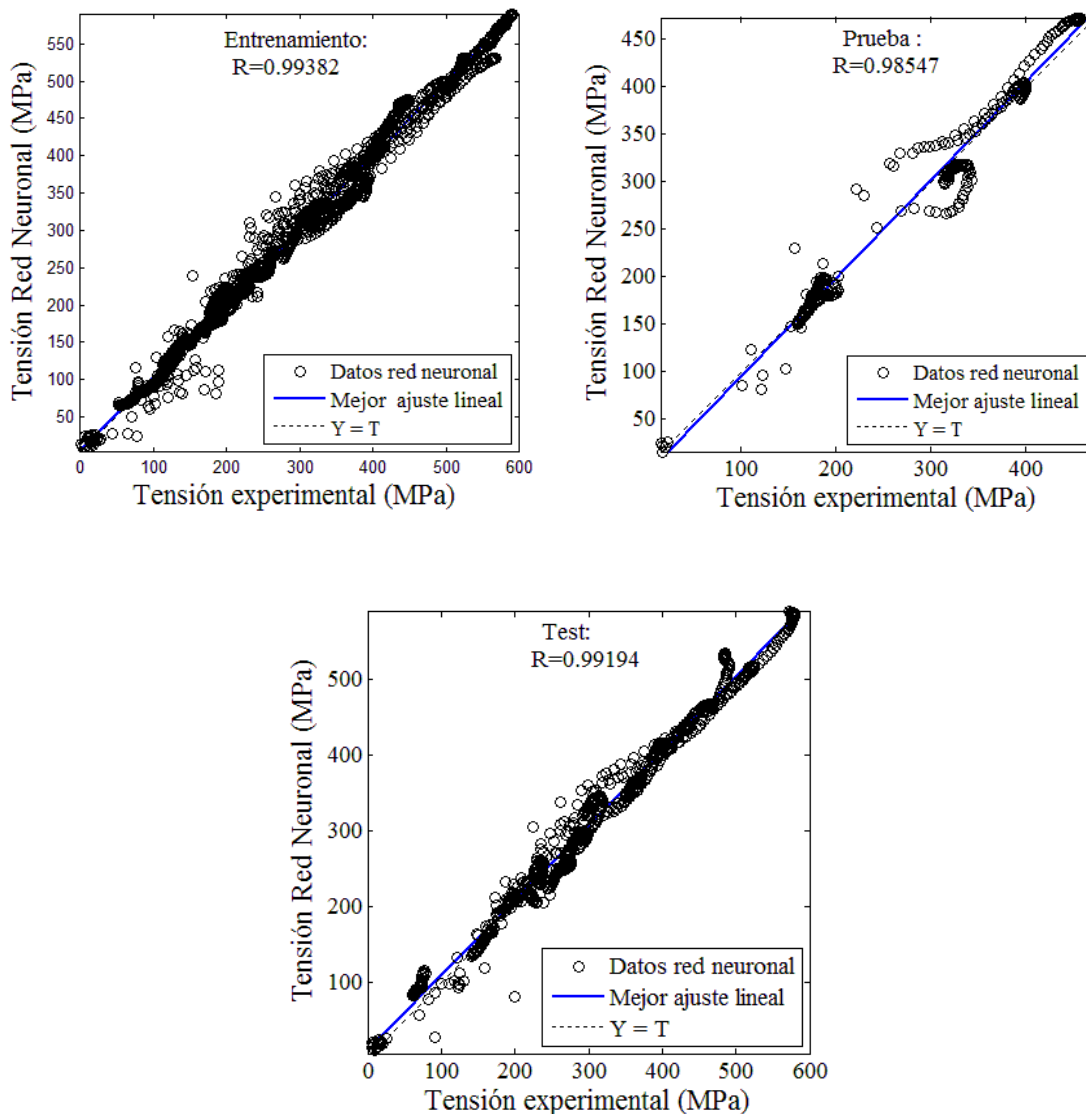


Figura 36. Comparación entre la tensión de flujo experimental y la obtenida por la RNA para el acero dúplex moldeado: a) entrenamiento b) prueba y c) test

Como puede verse gráficamente en la figura 36 los valores de la tensión en el entrenamiento, prueba y test de la RNA revelan que son muy similares a los experimentales. La mayor parte de los puntos caen a lo largo de la línea de 45°, y los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba y test son 0,99382, 0,98547 y 0,99194, respectivamente. Todos los resultados anteriores indican que el modelo de RNA ha sido entrenado satisfactoriamente y puede aplicarse para predecir el comportamiento de la tensión de flujo del acero dúplex moldeado.

Para confirmar la exactitud del rendimiento del modelo de RNA se usa, también el análisis estadístico del error relativo. La distribución del error de predicción del modelo de RNA para el entrenamiento, prueba y test se muestra en la figura 37. Indica que las predicciones de los errores relativos de los tres conjuntos de datos muestran una distribución típica de Gauss y muestran que están dentro del $\pm 10\%$ para más del 95% de los datos del test (se observa un error relativo de $\pm 5\%$ para más del 80% de los datos del entrenamiento). En consecuencia, se confirma un buen rendimiento en la predicción del modelo de RNA propuesto.

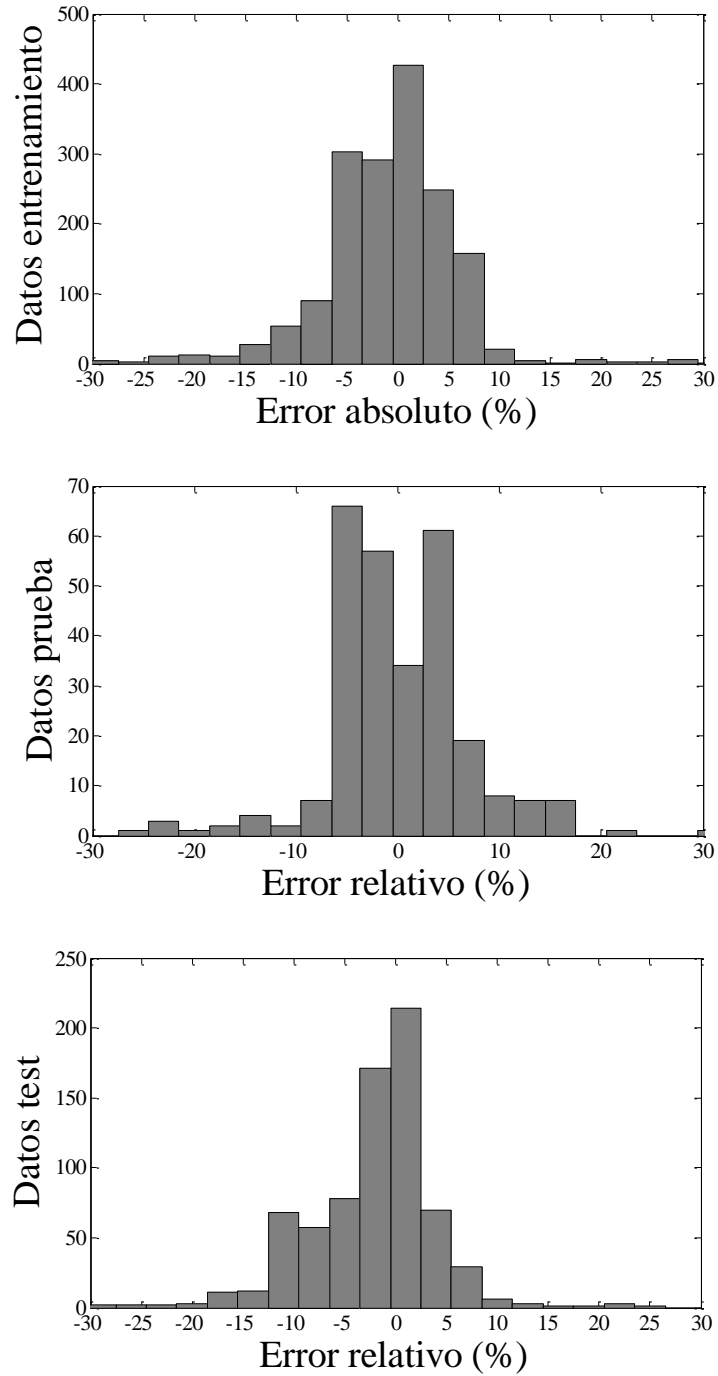


Figura 37. Análisis estadístico del error de predicción del modelo de RNA para el acero dúplex moldeado: a) entrenamiento b) prueba y c) test

5.2 Curvas de fluencia

Las curvas de fluencia para los aceros se representan en las figuras 38-111. En ellas podemos observar la evolución de la tensión verdadera en función de la deformación verdadera, tanto para las curvas experimentales (en negro) como para las obtenidas mediante la RNA (en rojo).

Las características principales de las curvas de fluencia que corresponden a las curvas experimentales y que es observada en los materiales que sufren restauración y recristalización dinámica también se observa en las curvas obtenidas mediante la red neuronal. La tensión máxima de pico σ_p y la deformación de pico ϵ_p aumentan con la velocidad de deformación, para una temperatura dada. A medida que aumenta la temperatura, σ_p y ϵ_p disminuyen.

Se puede observar que el modelo de RNA propuesto da, bajo diferentes condiciones de deformación, una estimación precisa de las curvas de la tensión de todos los aceros estudiados y está muy cercano a los resultados experimentales.

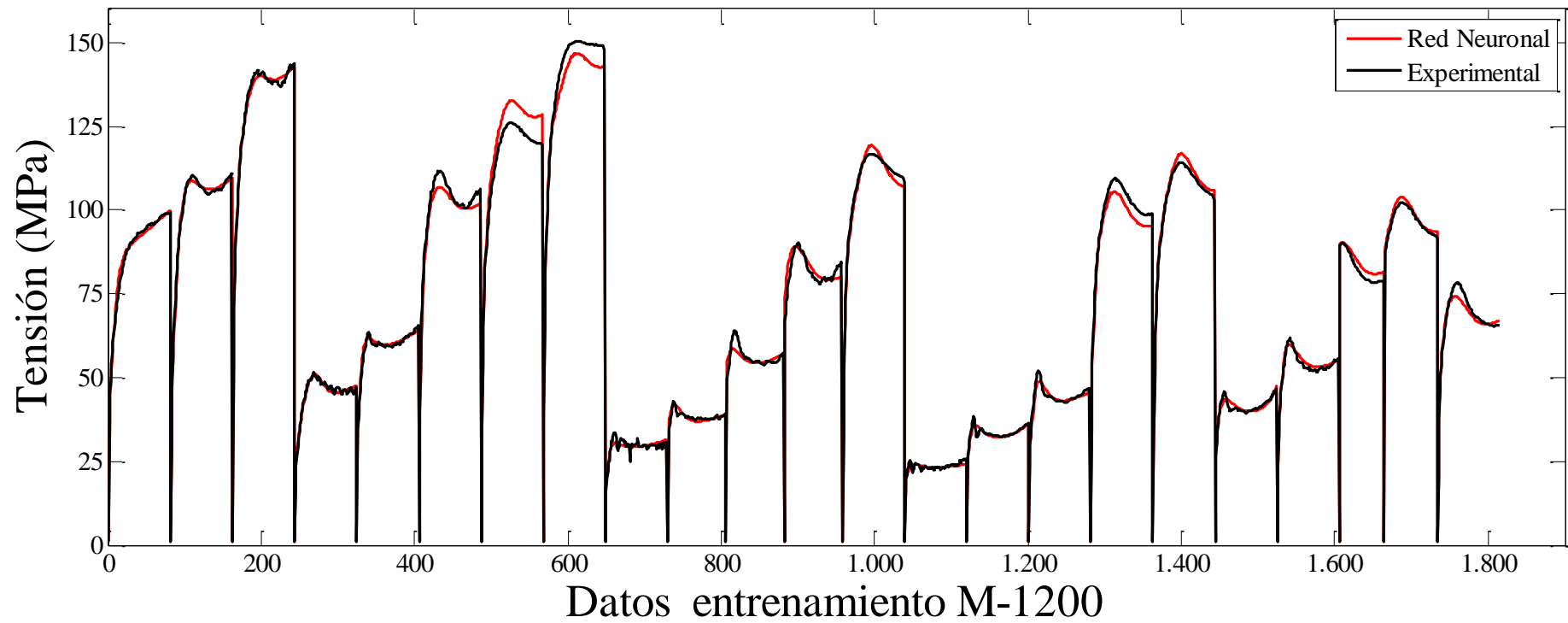


Figura 38. Curvas entrenamiento M-1200.

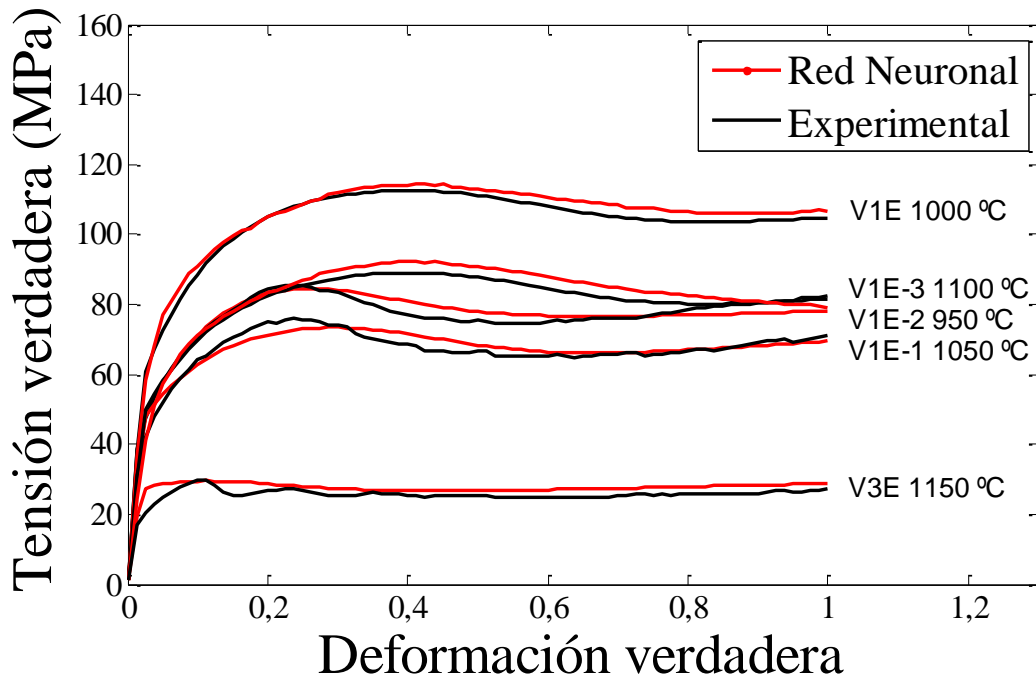


Figura 39. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.

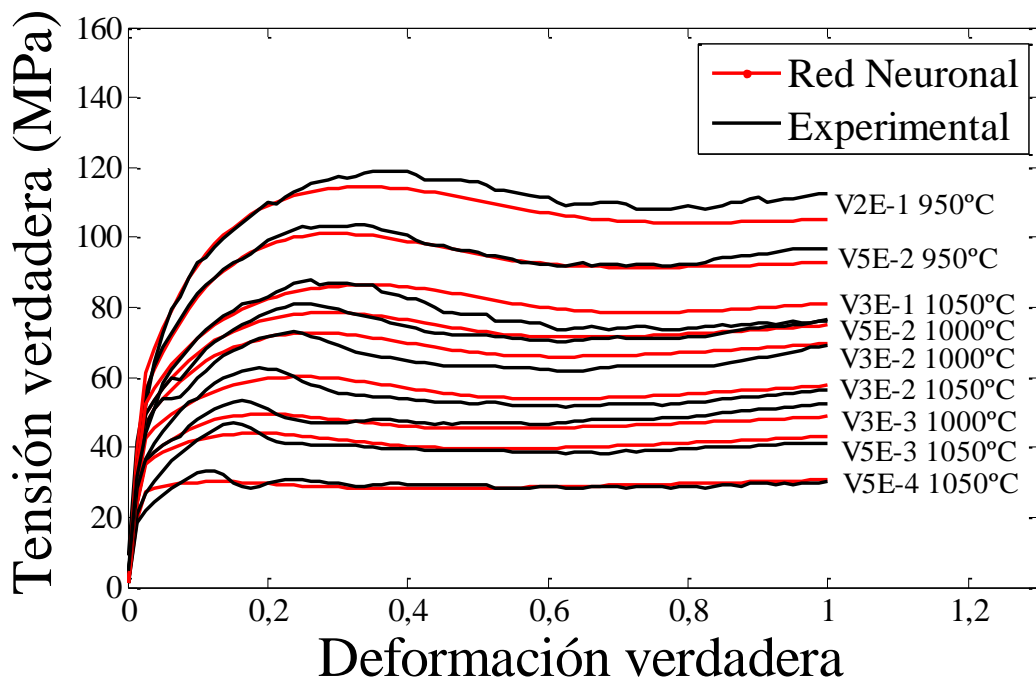


Figura 40. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.

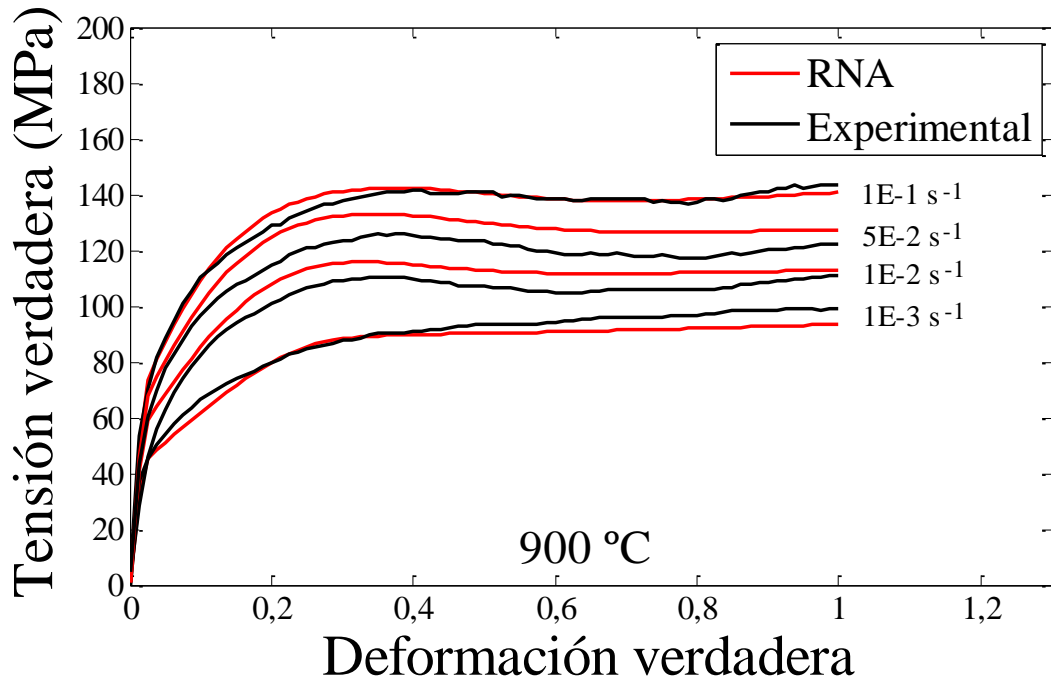


Figura 41. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

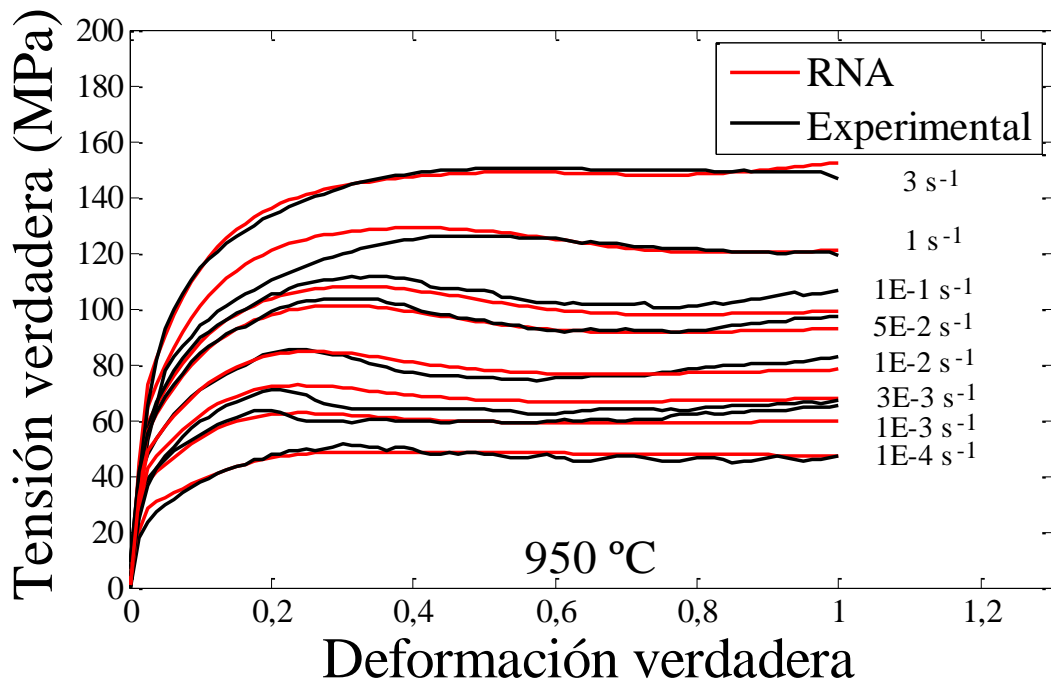


Figura 42. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=950^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

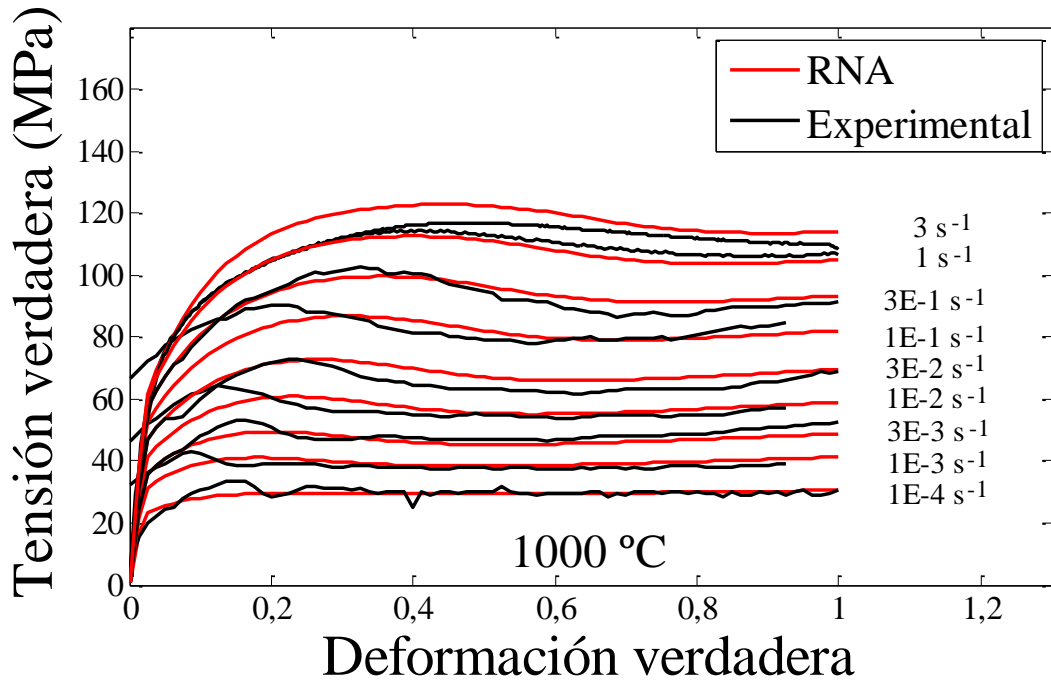


Figura 43. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1000^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

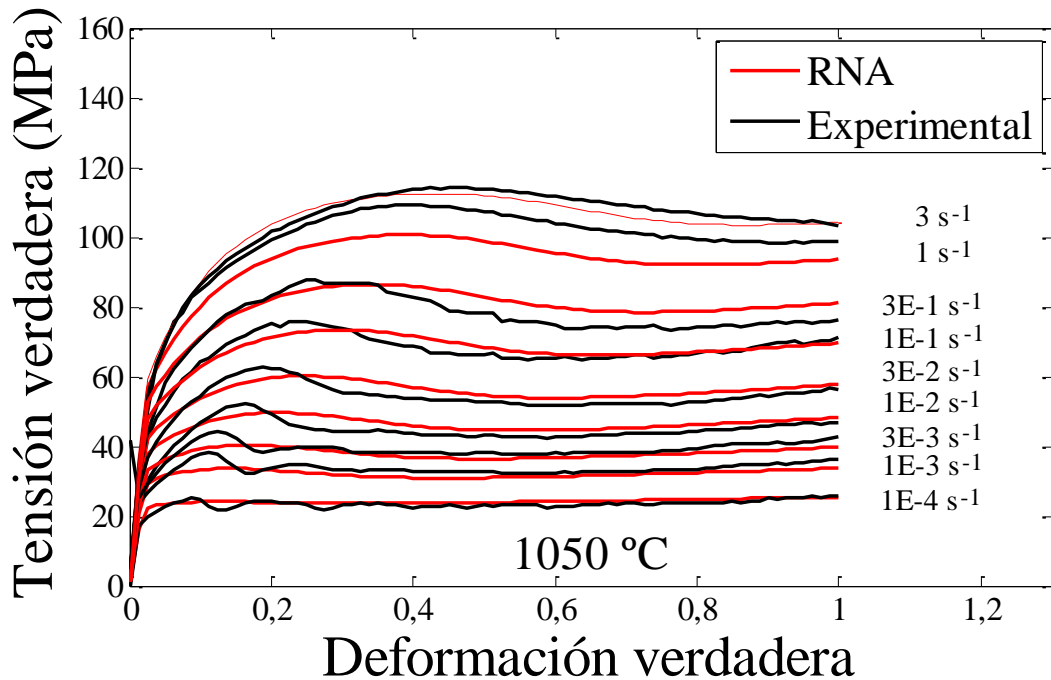


Figura 44. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1050^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

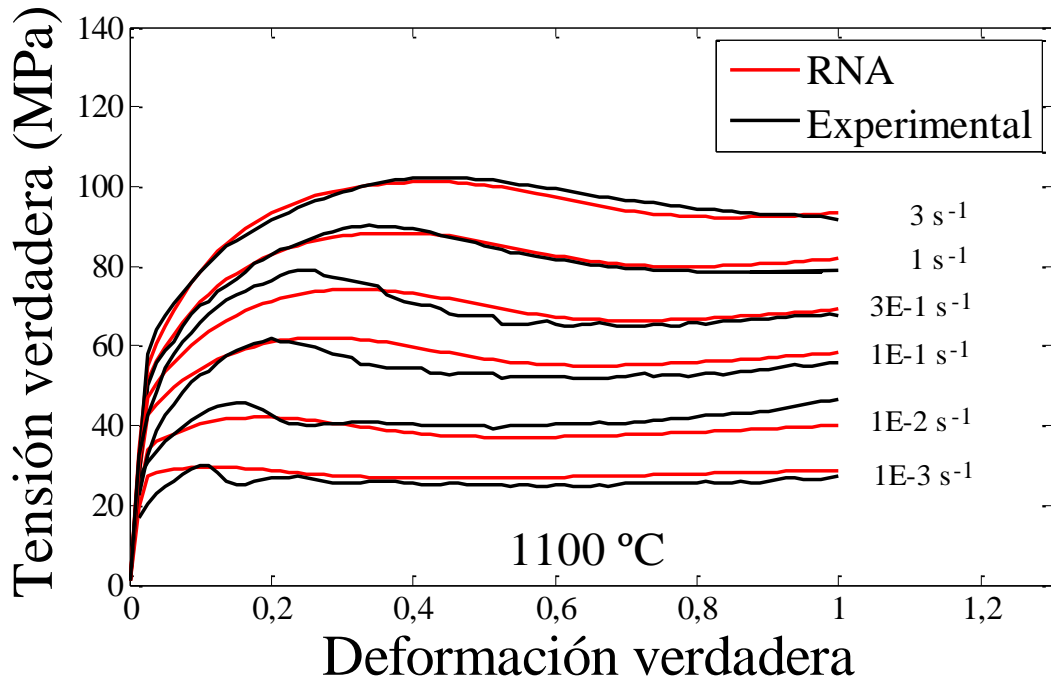


Figura 45. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1100^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

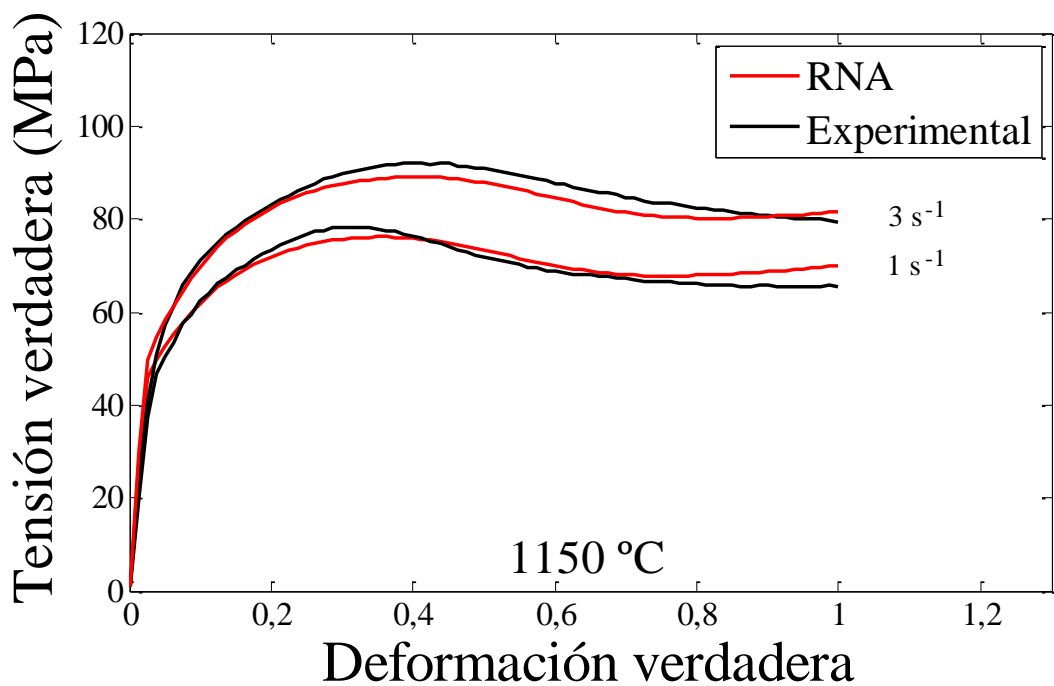


Figura 46. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1150^{\circ}\text{C}$ y diferentes velocidades de deformación.

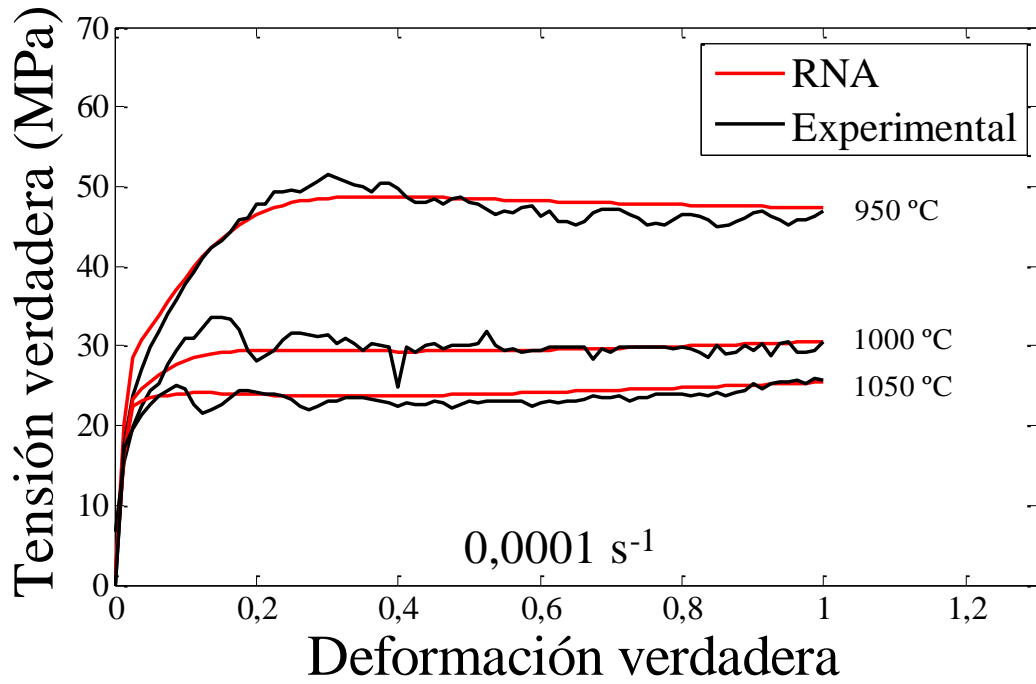


Figura 47. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,0001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

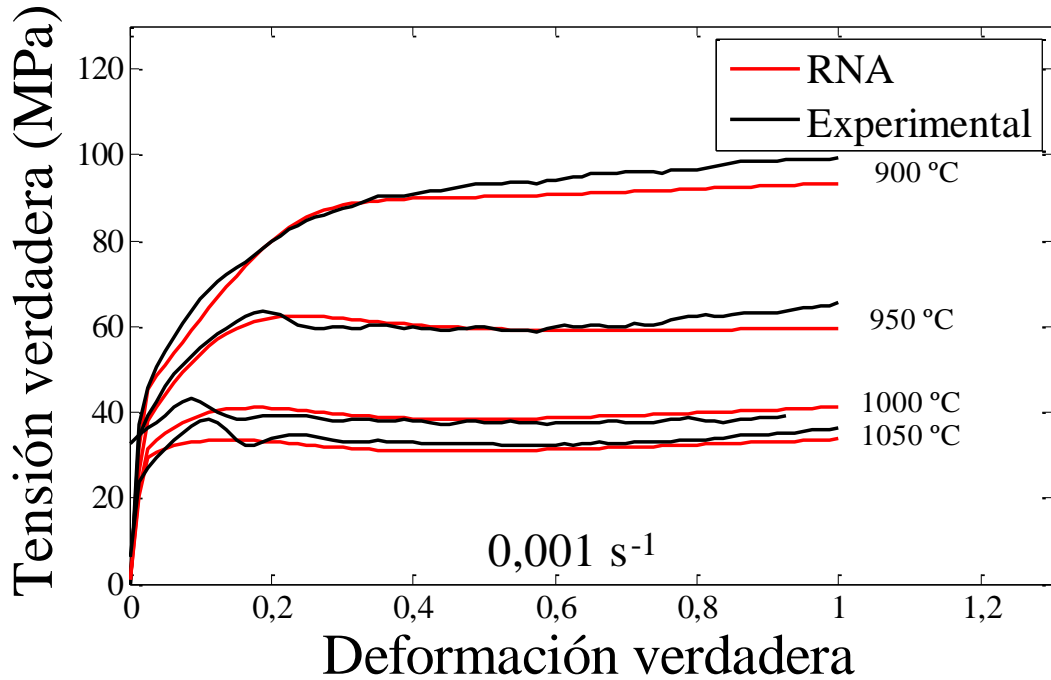


Figura 48. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

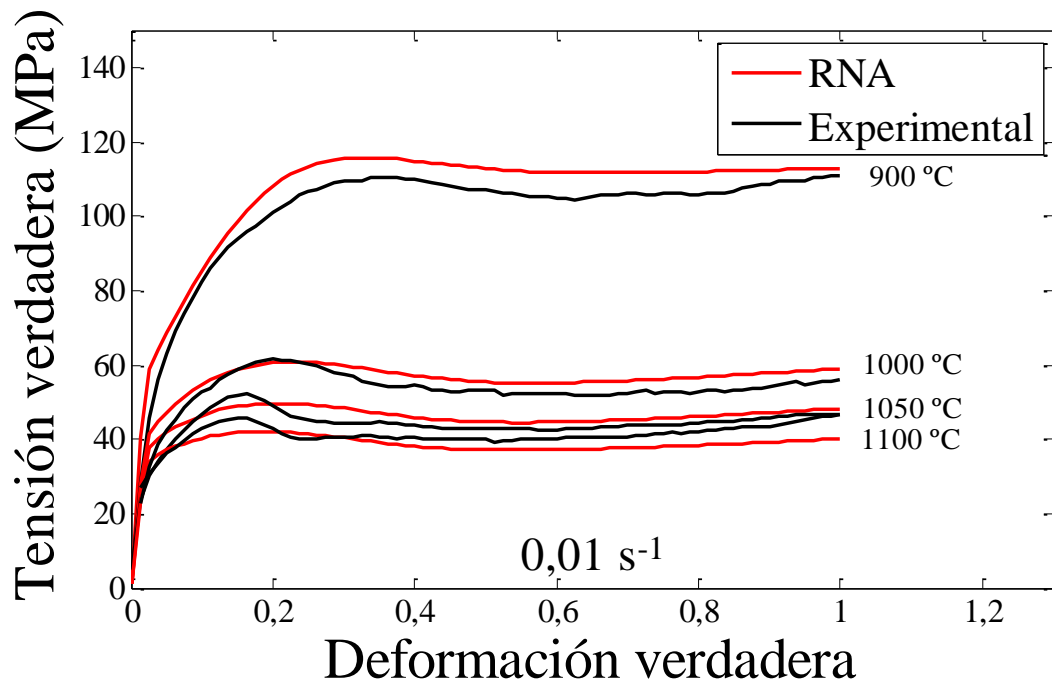


Figura 49. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,01 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

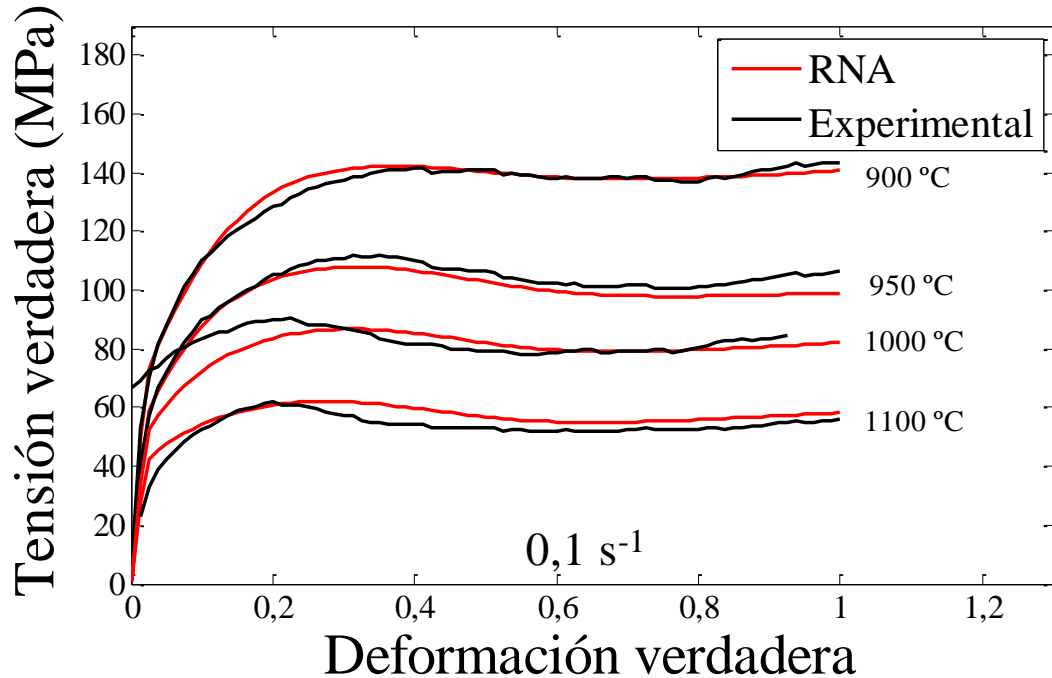


Figura 50. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

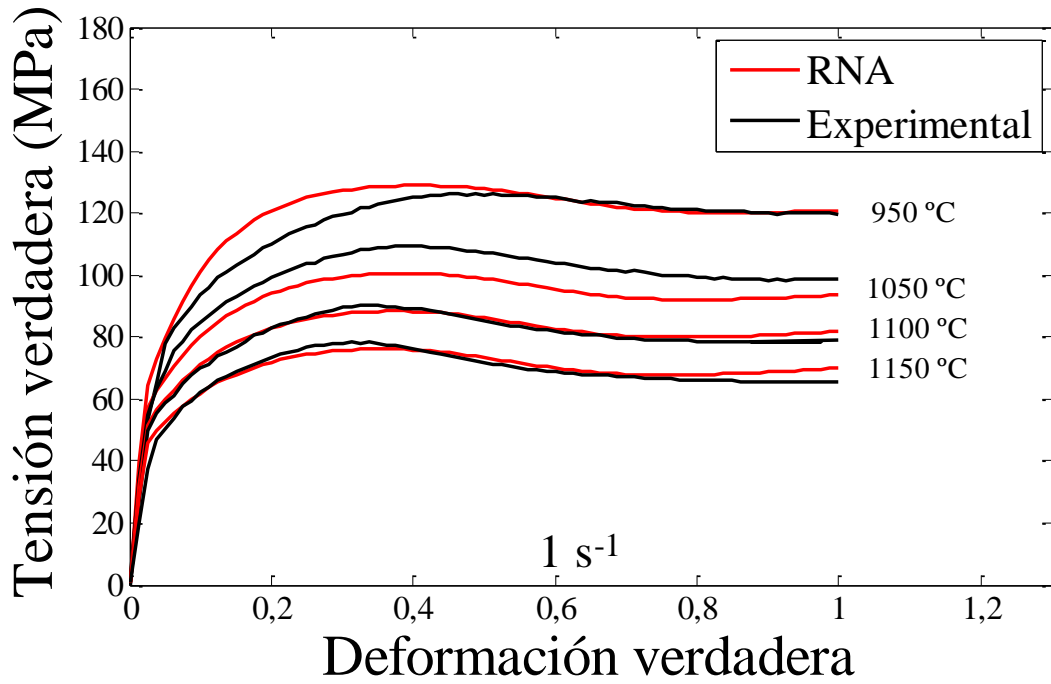


Figura 51. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

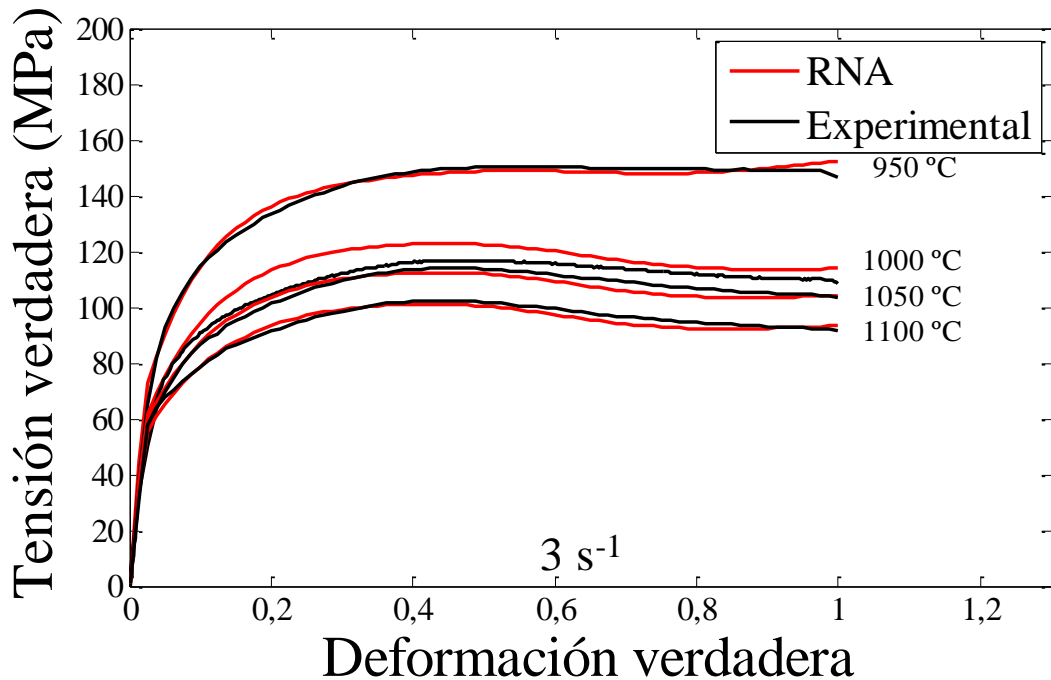


Figura 52. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

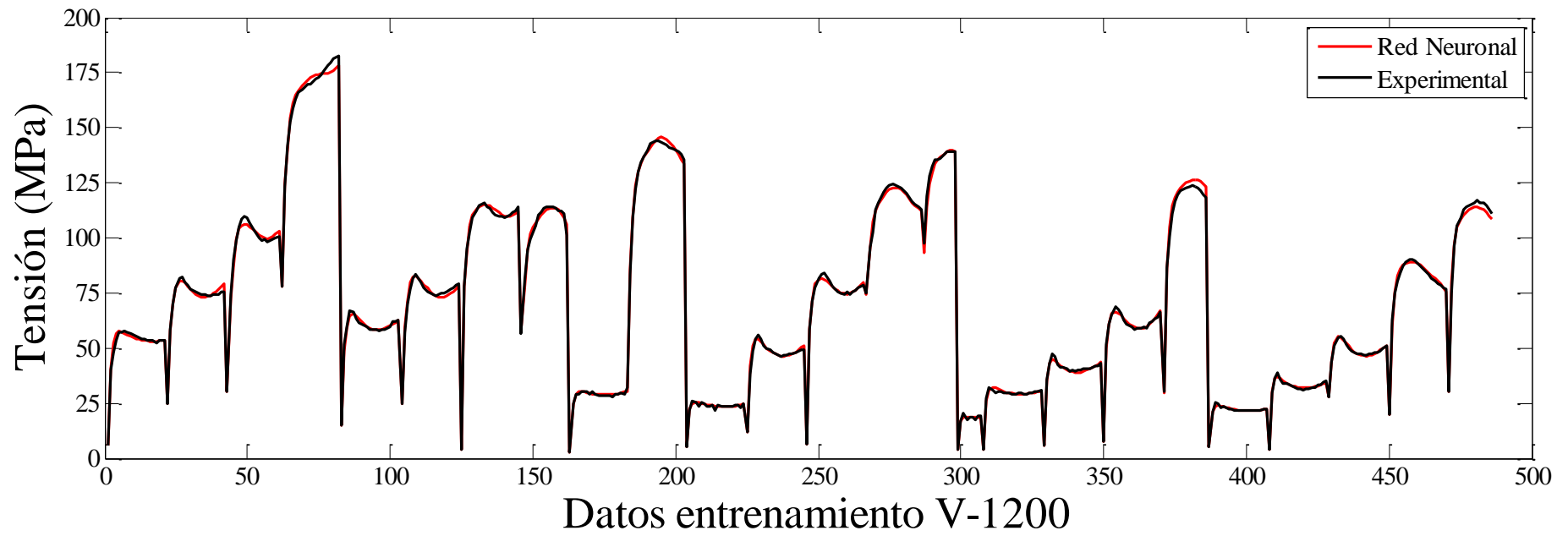


Figura 53. Curvas entrenamiento de la red neuronal V-1200.

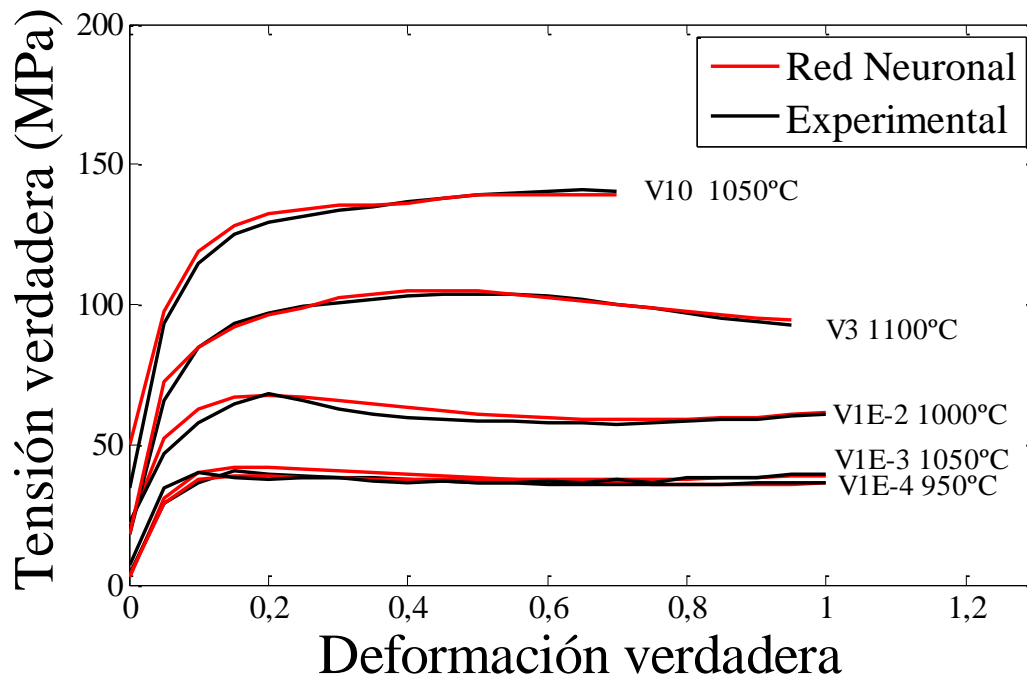


Figura 54. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.

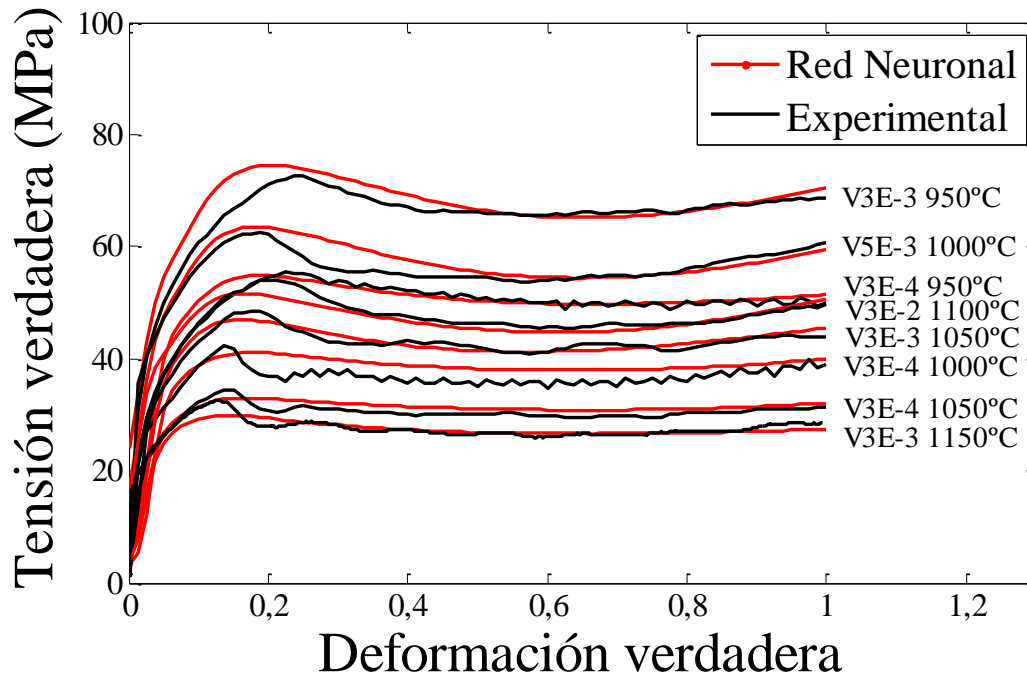


Figura 55. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.

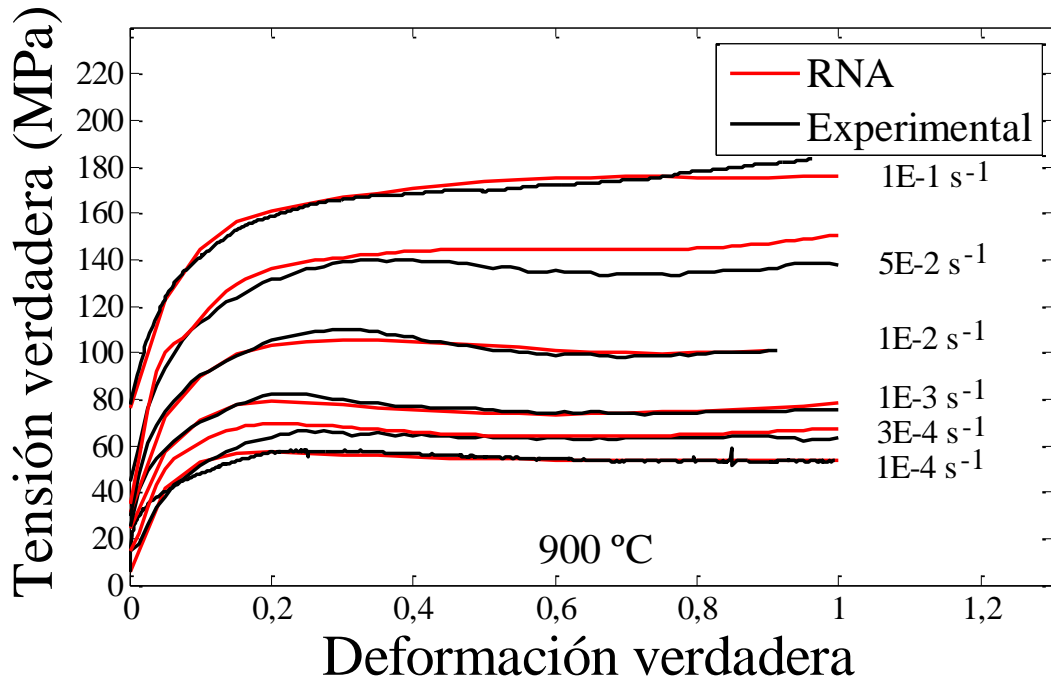


Figura 56. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

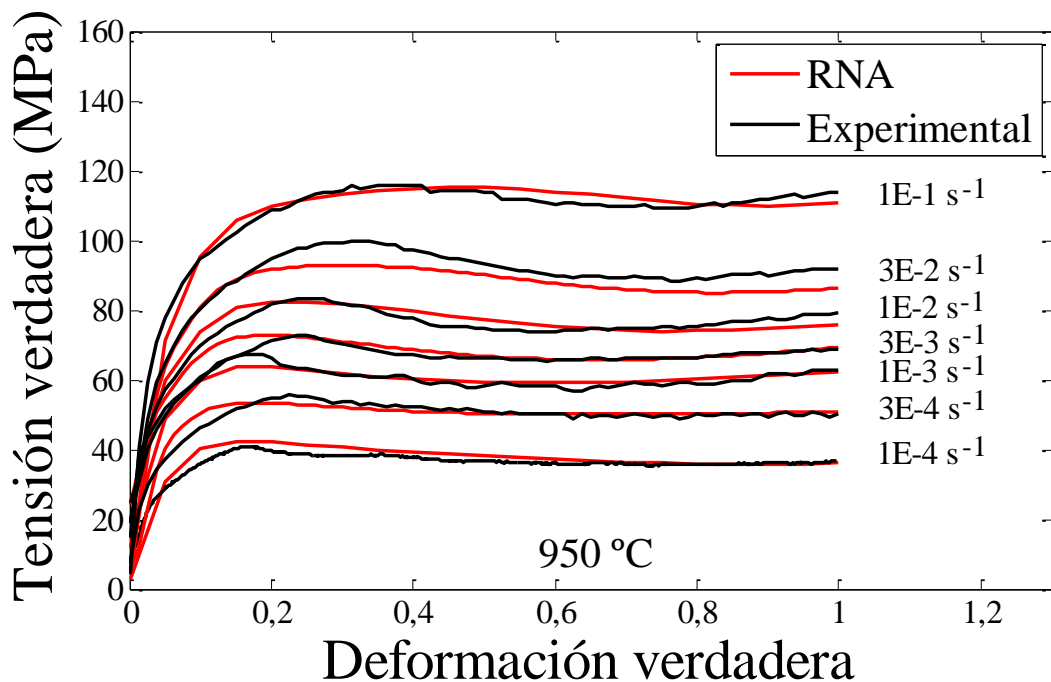


Figura 57. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=950^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

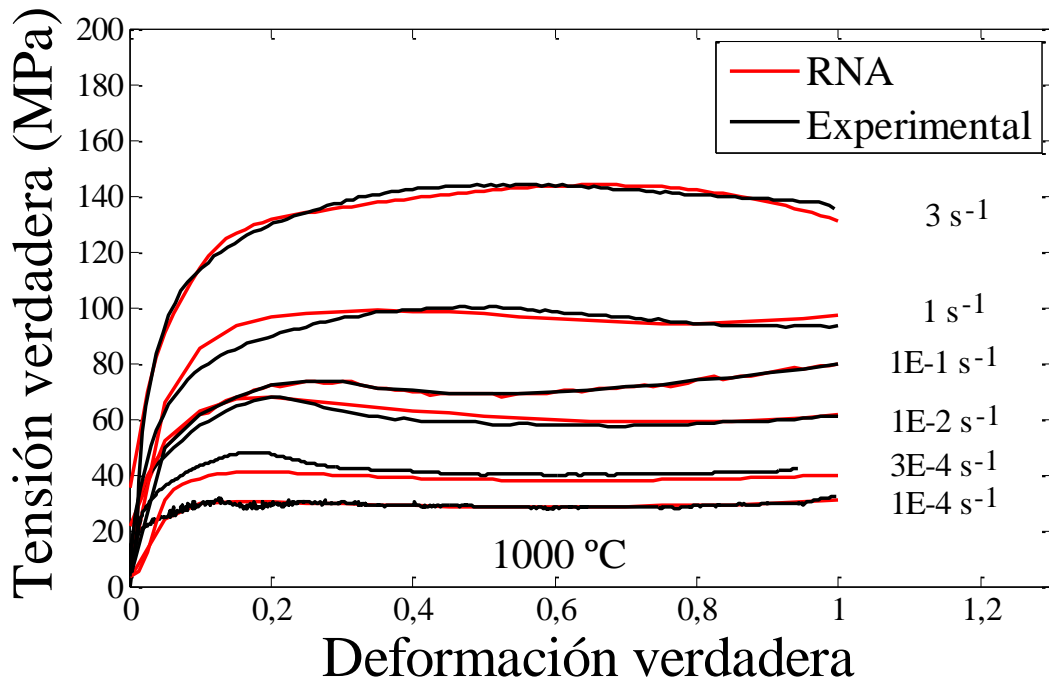


Figura 58. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1000^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

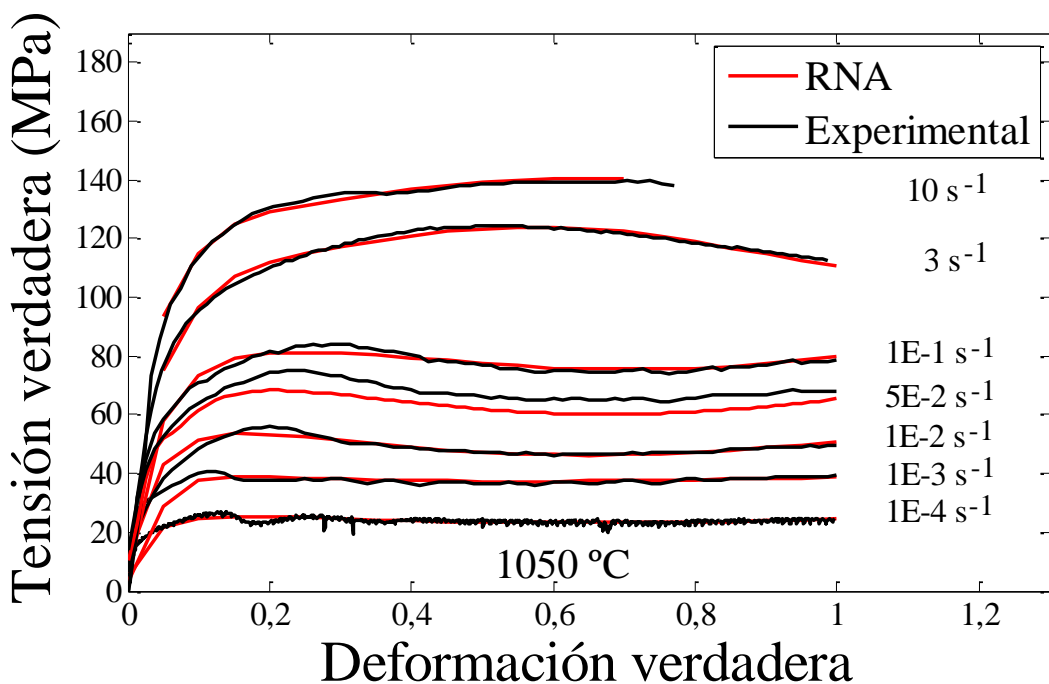


Figura 59. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1050^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

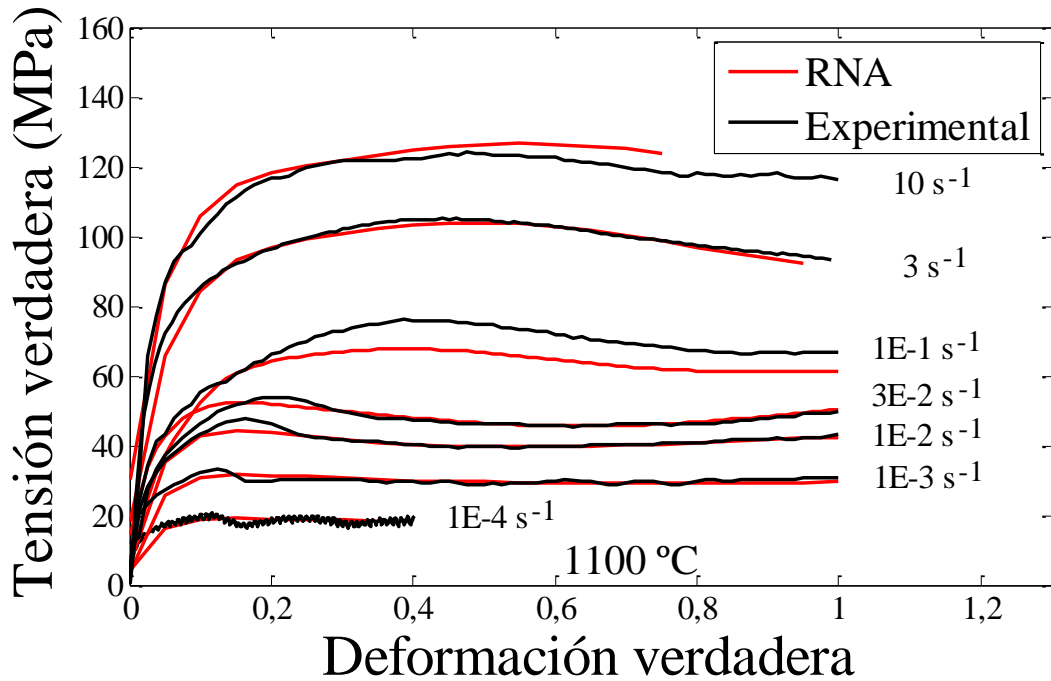


Figura 60. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1100^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

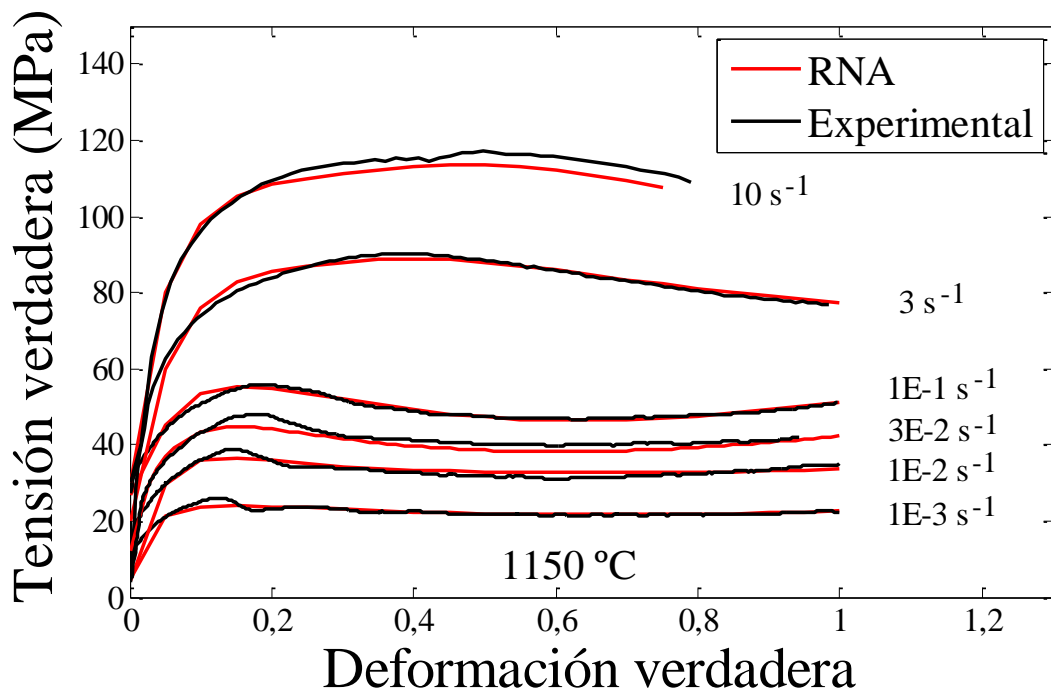


Figura 61. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $T=1150^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

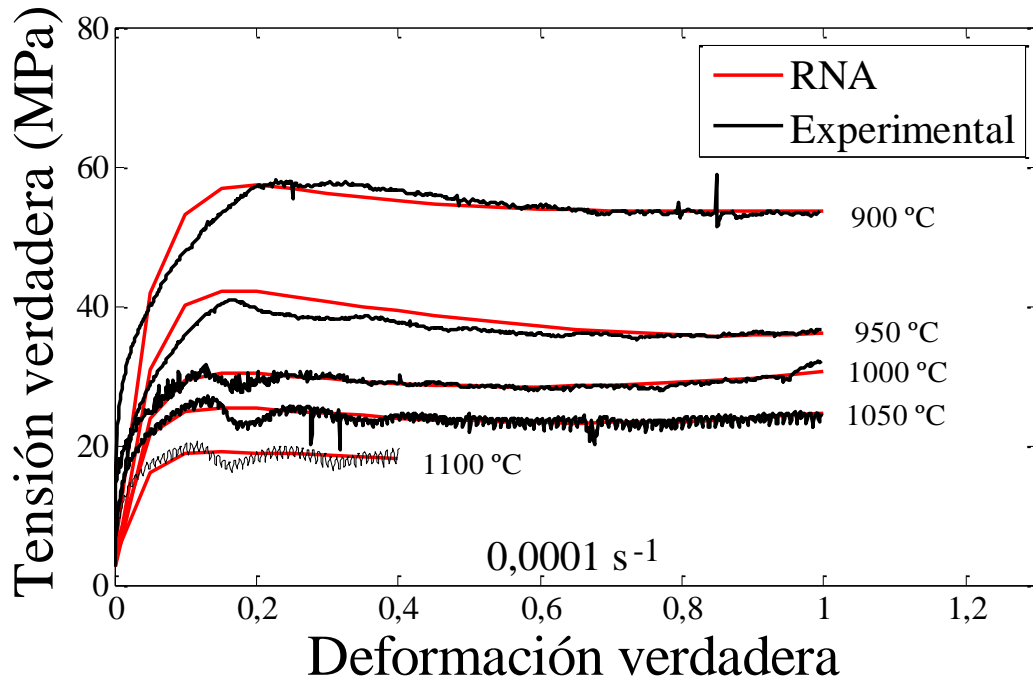


Figura 62. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,0001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

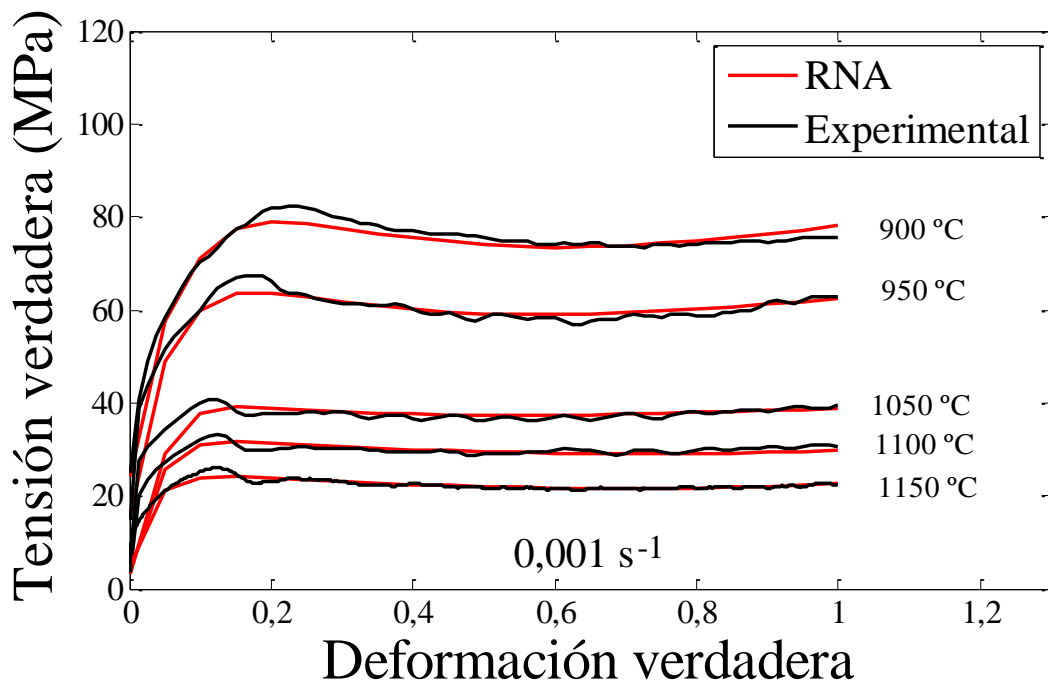


Figura 63. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

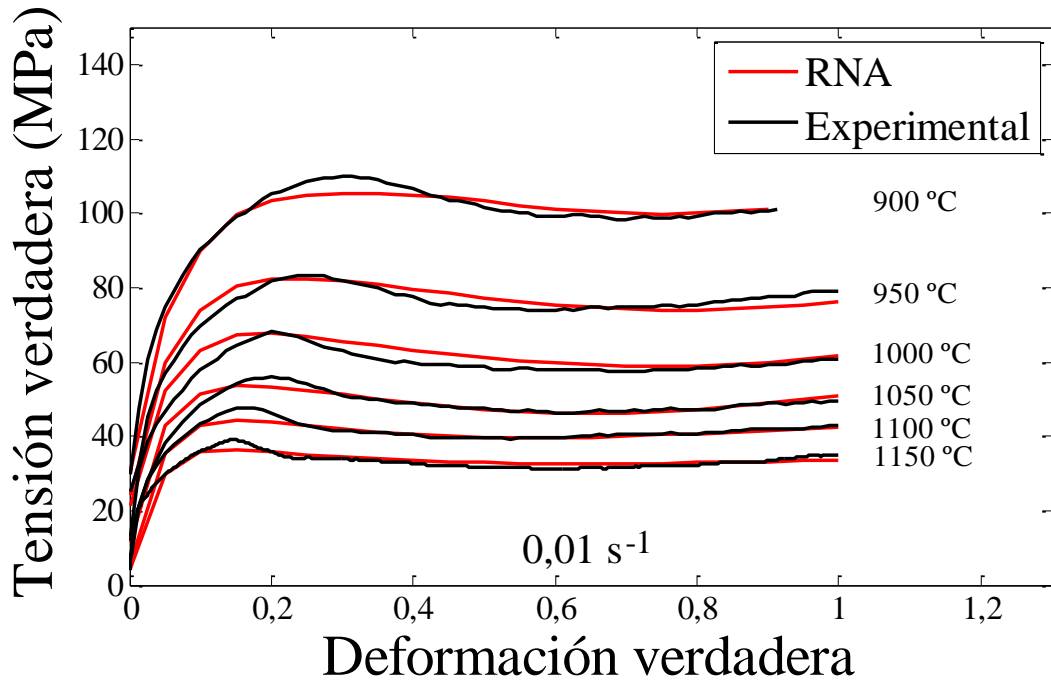


Figura 64. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,01 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

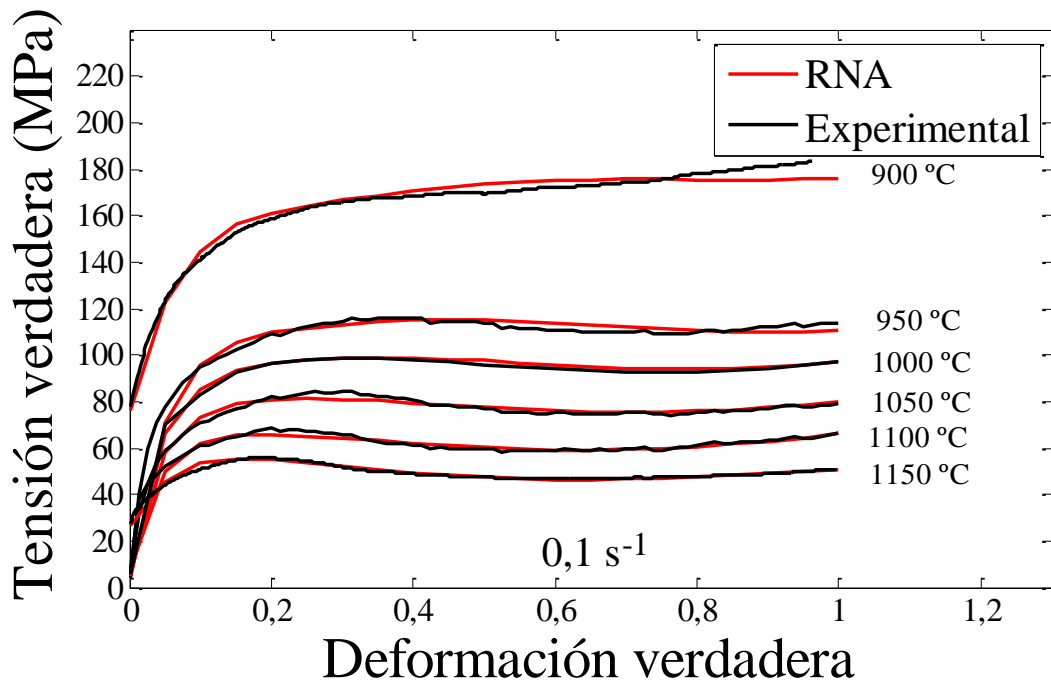


Figura 65. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

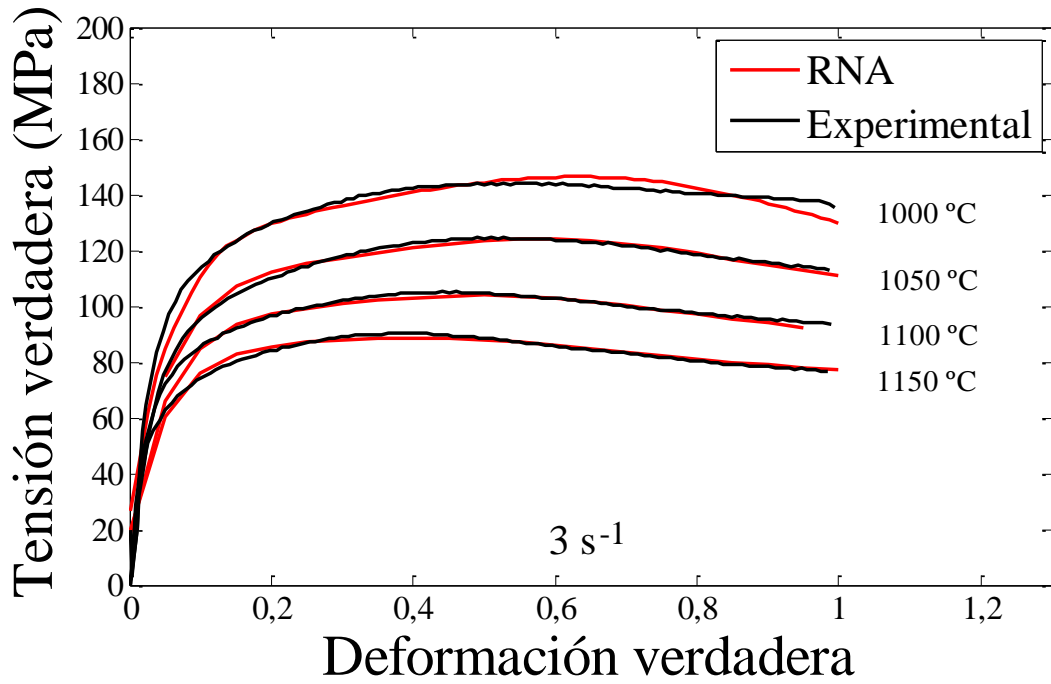


Figura 66. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

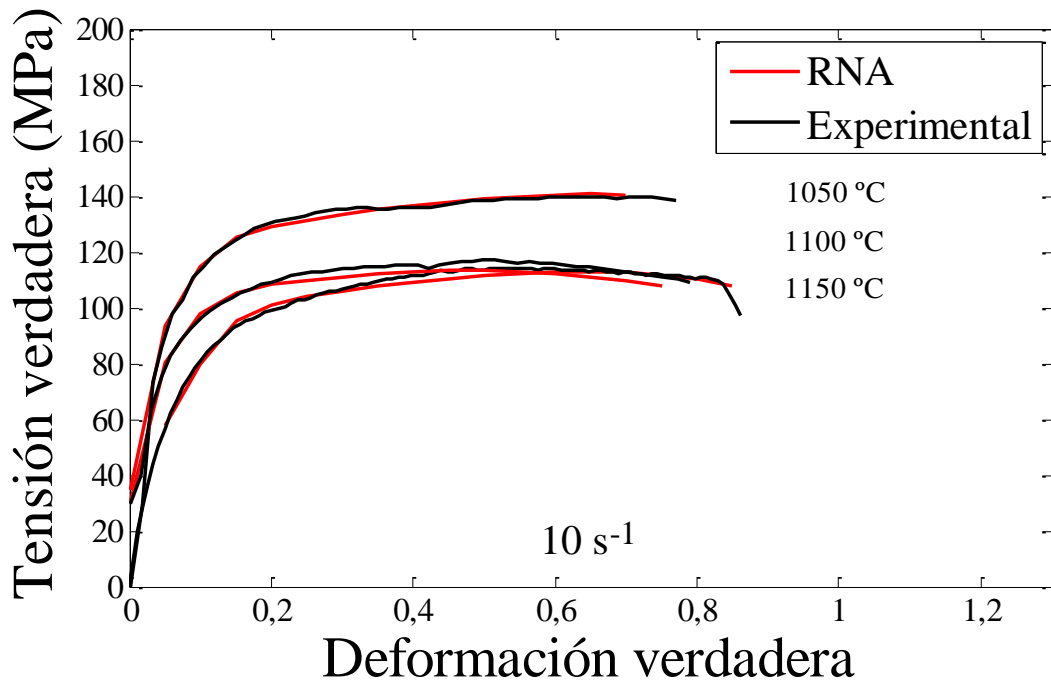


Figura 67. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-1200, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

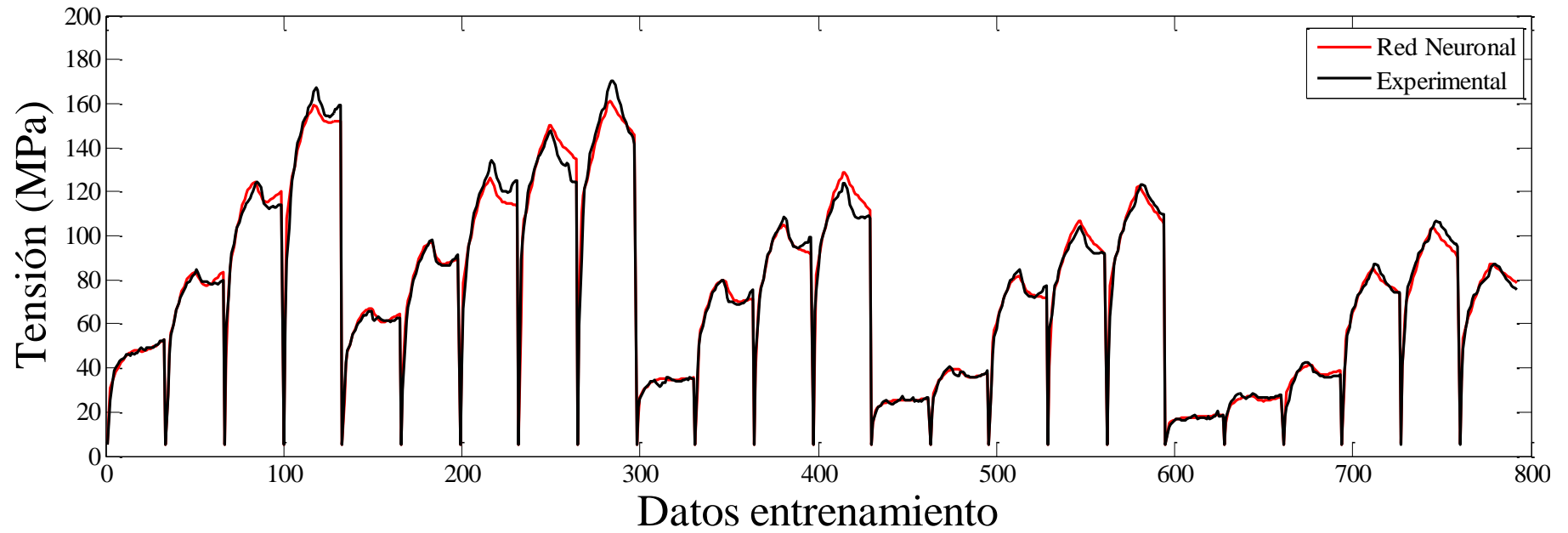


Figura 68. Curvas entrenamiento de la red neuronal V-30.

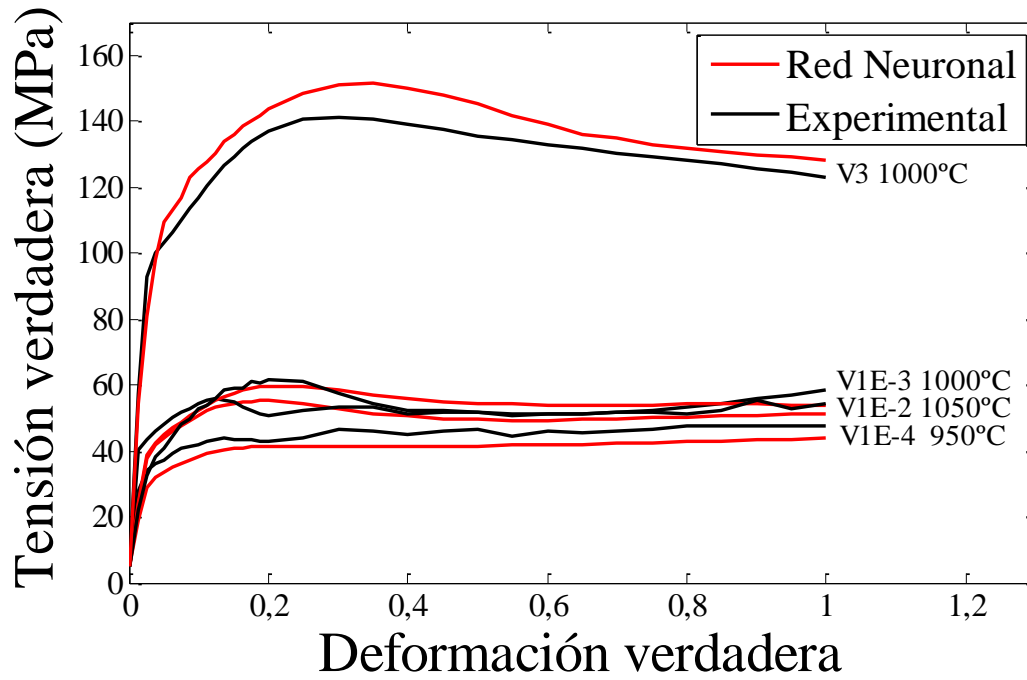


Figura 69. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.

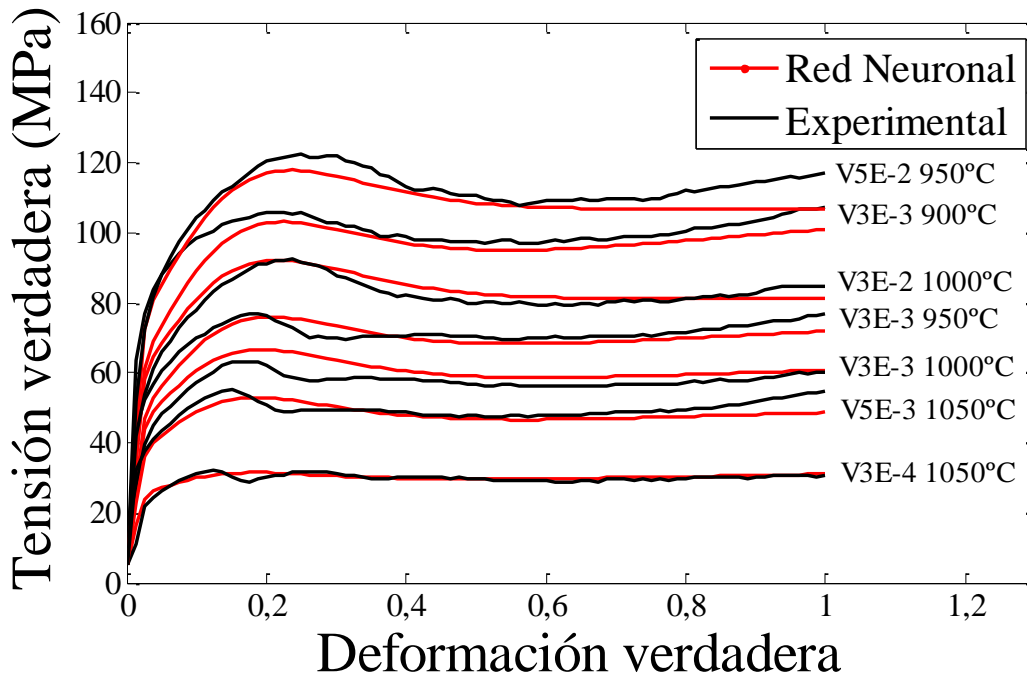


Figura 70. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.

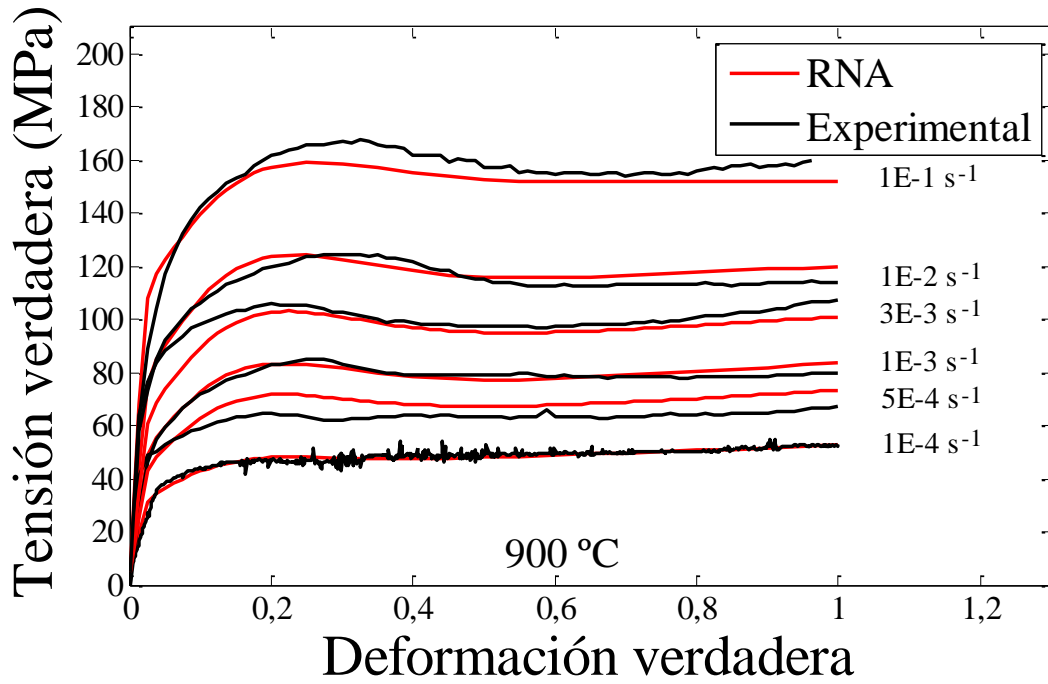


Figura 71. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

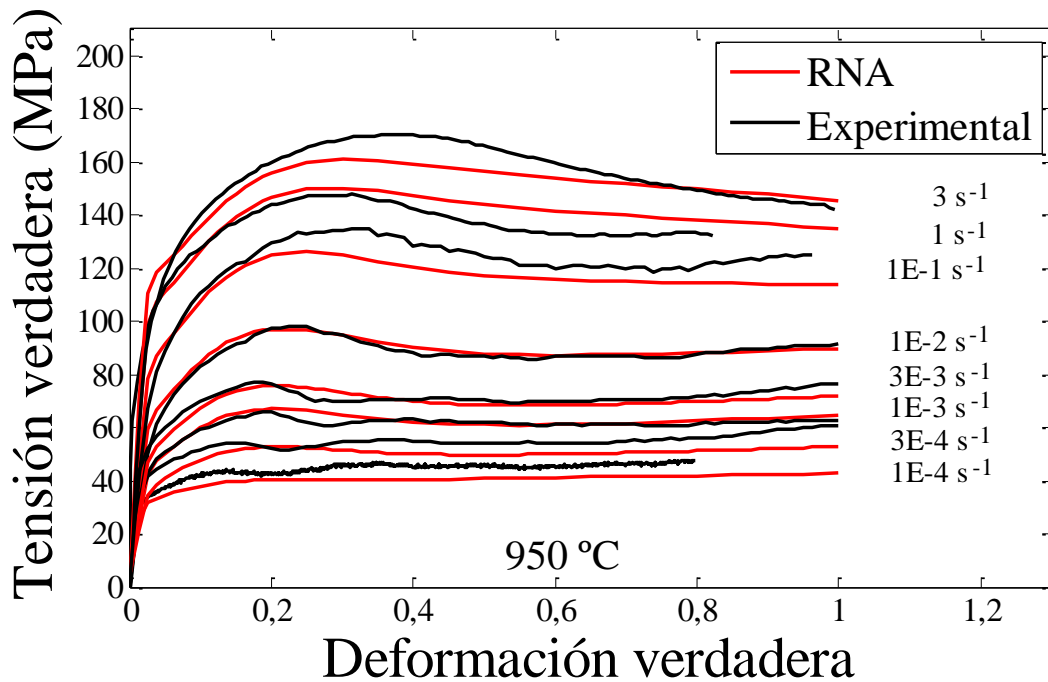


Figura 72. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=950^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

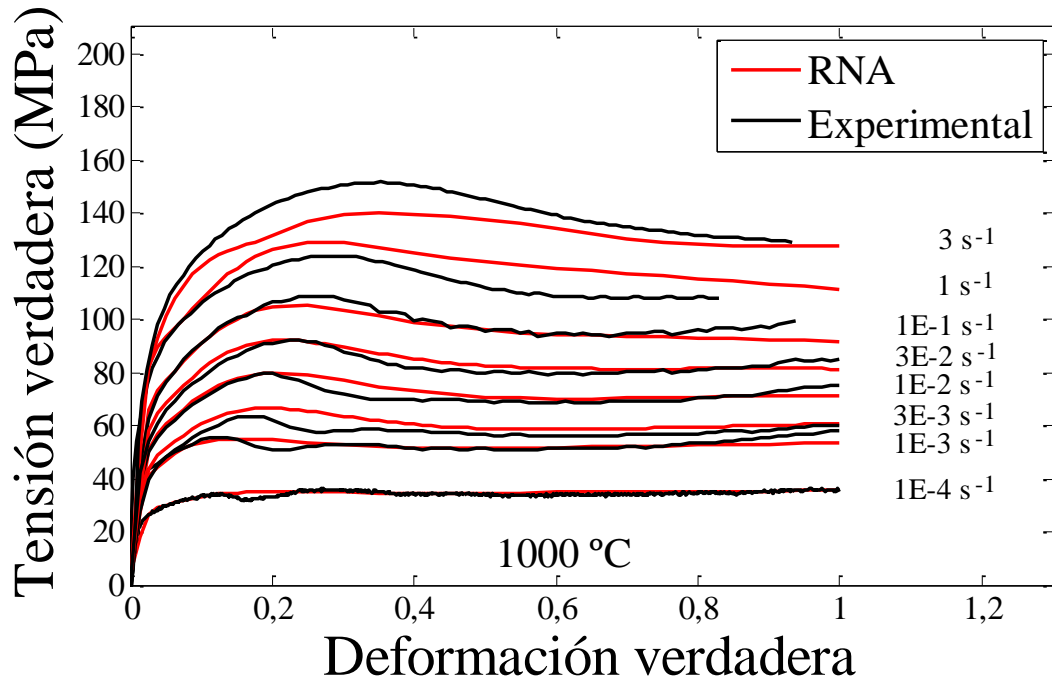


Figura 73. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1000^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

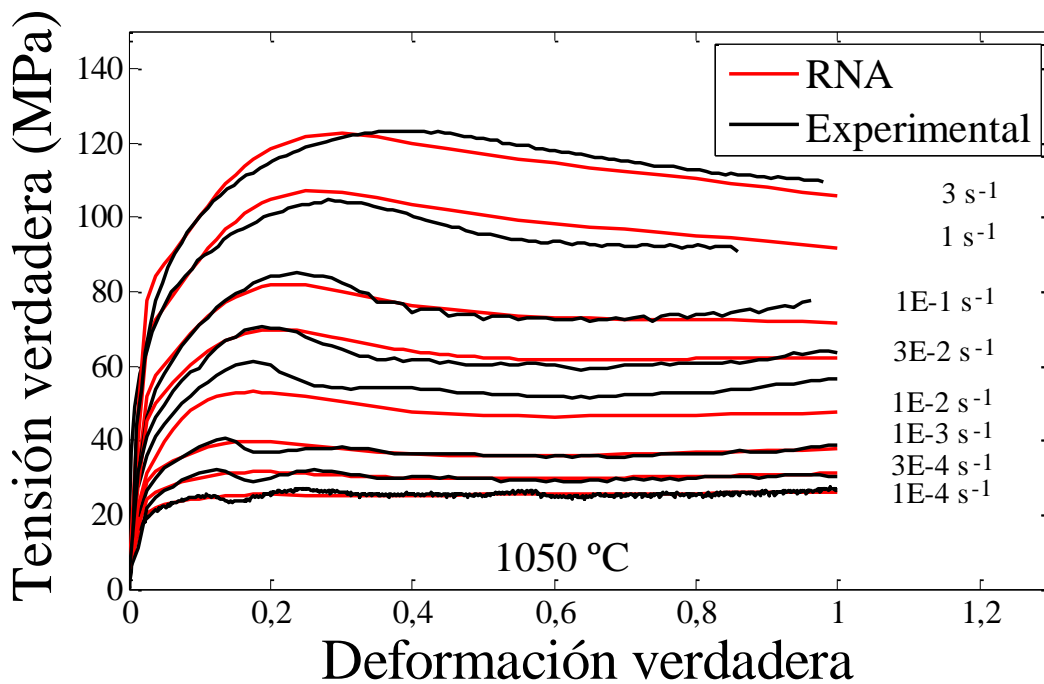


Figura 74. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1050^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

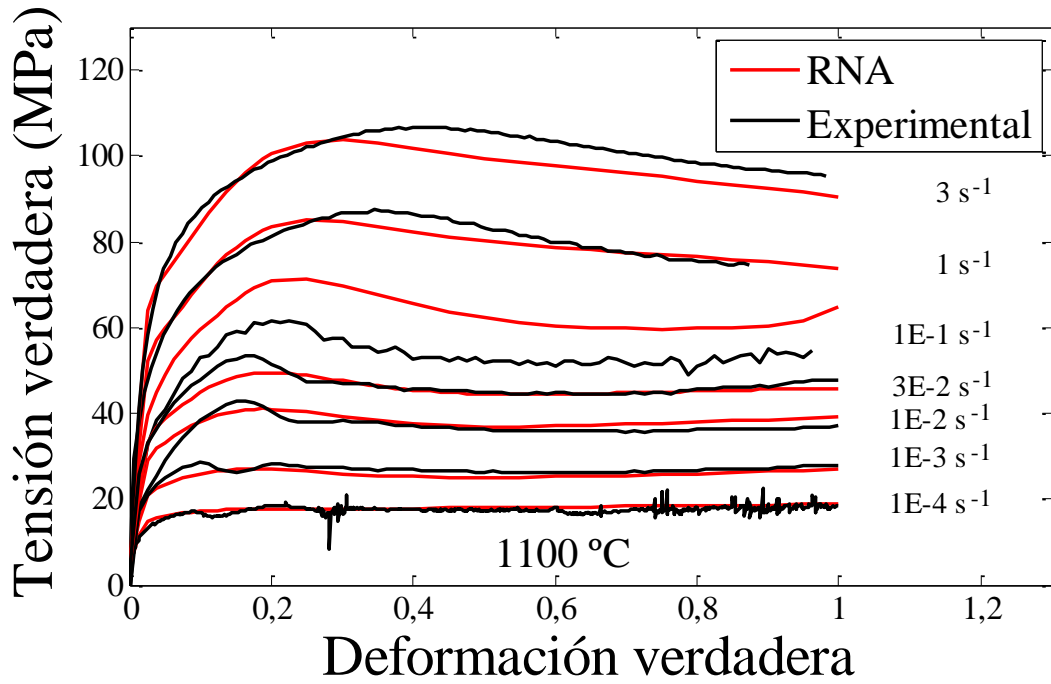


Figura 75. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1100^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

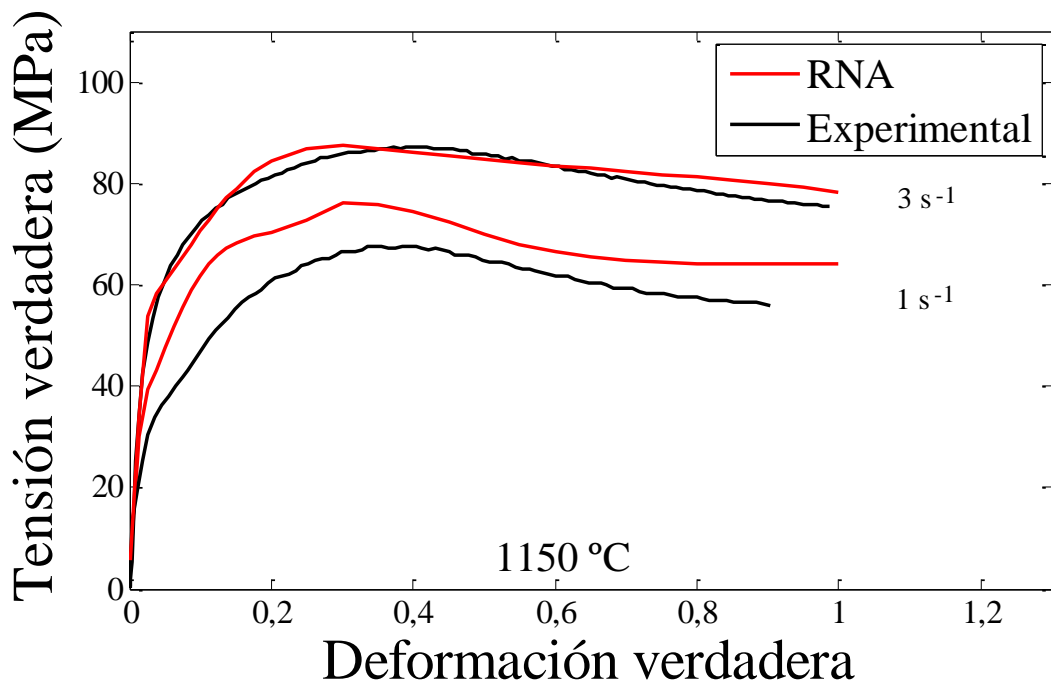


Figura 76. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $T=1150^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

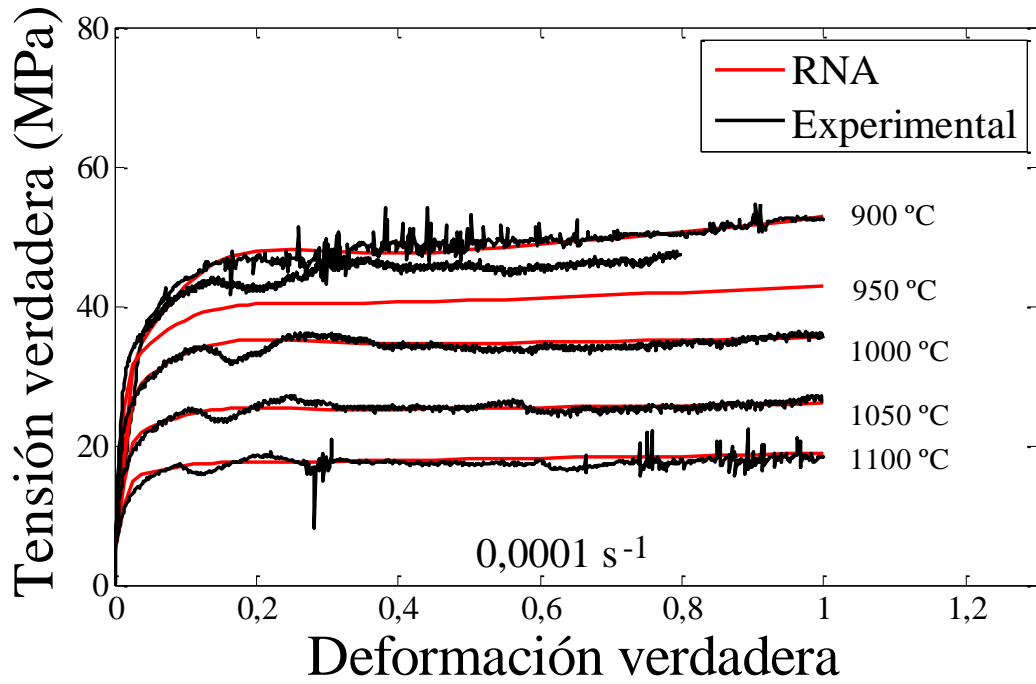


Figura 77. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,0001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

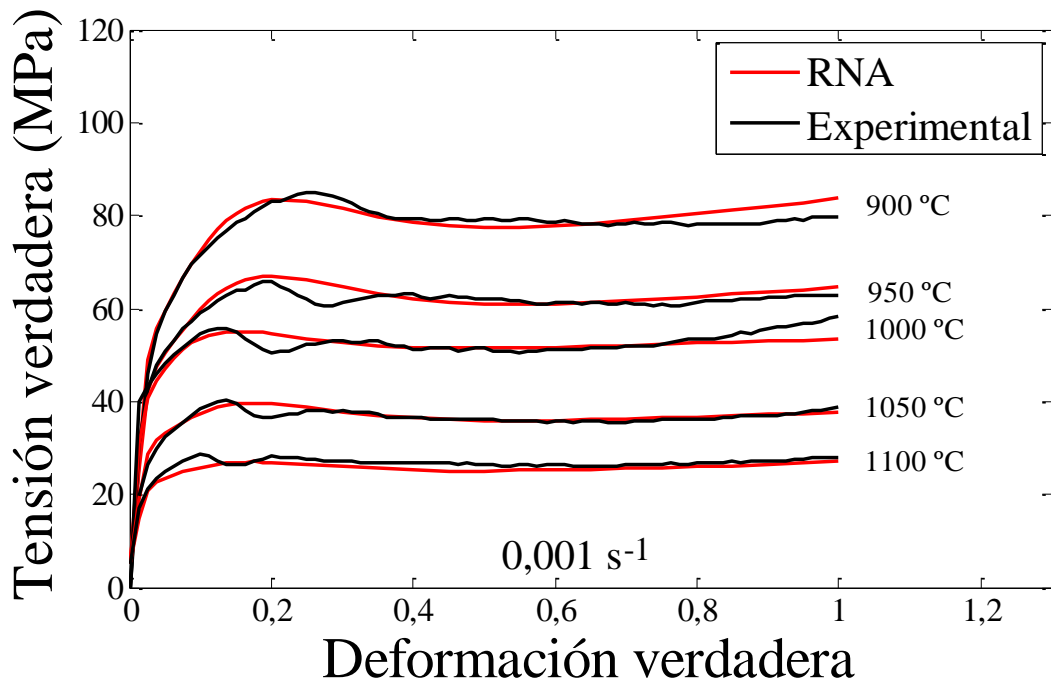


Figura 78. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

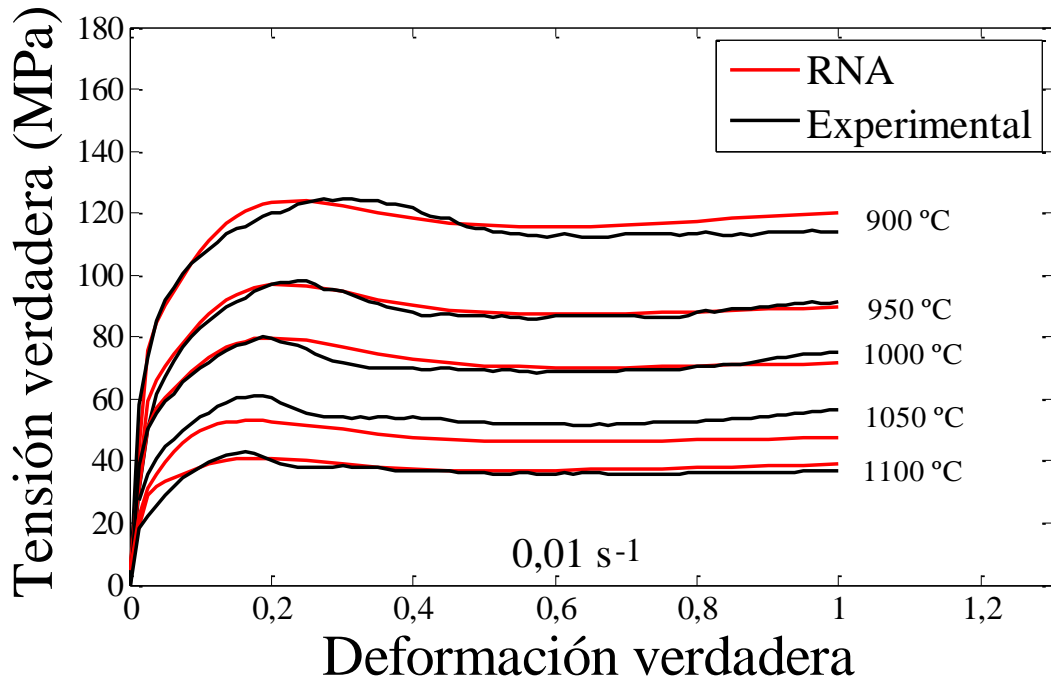


Figura 79. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,01 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

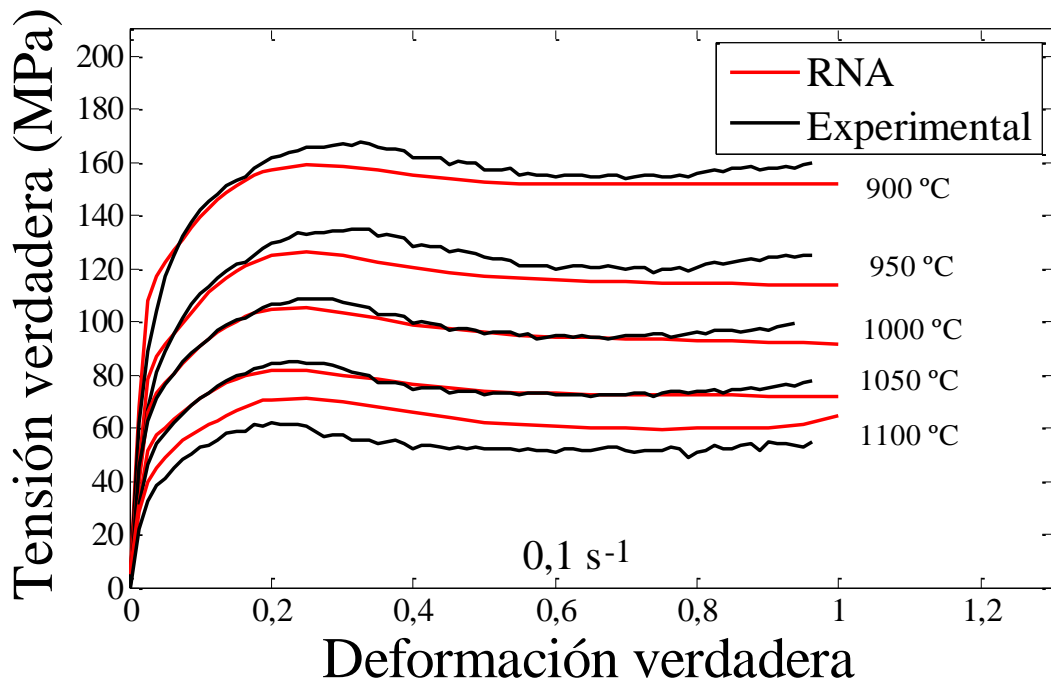


Figura 80. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

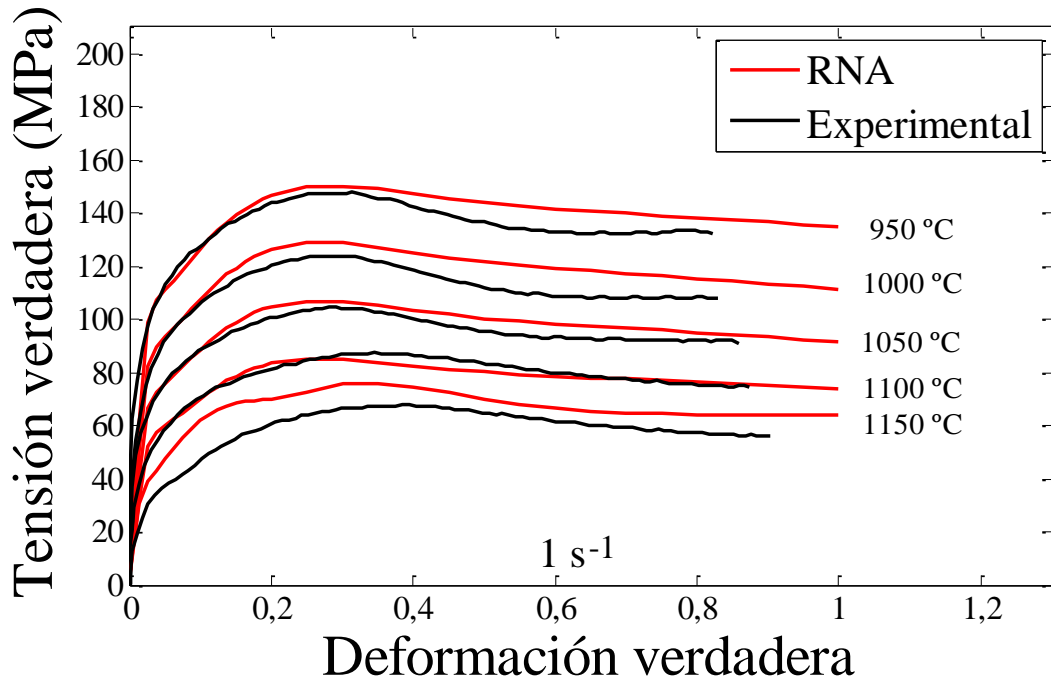


Figura 81. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

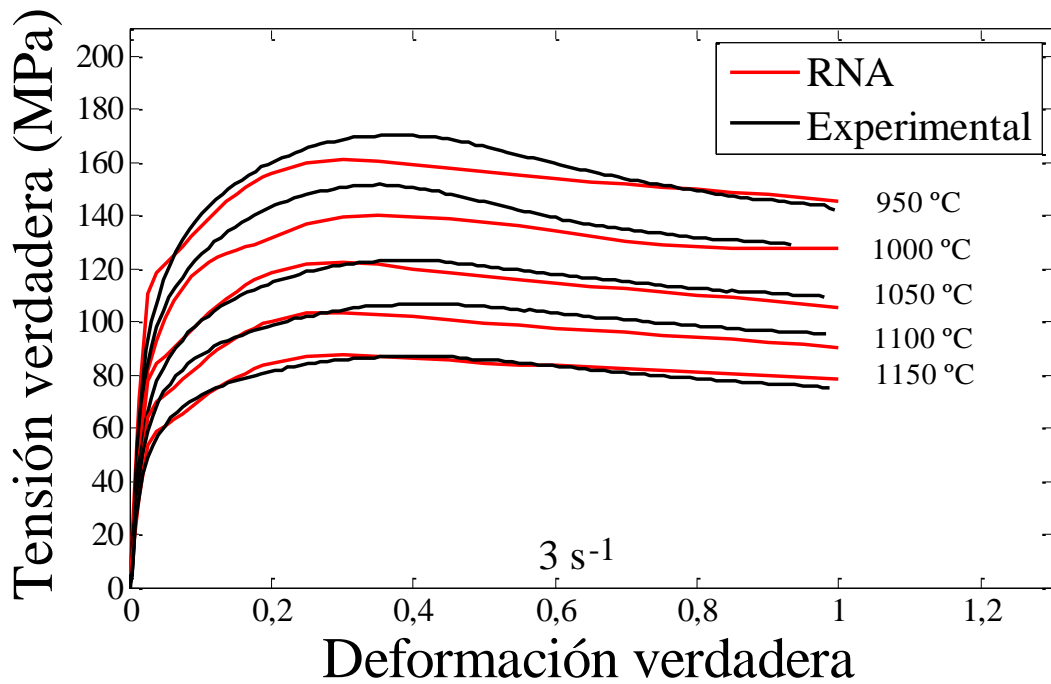


Figura 82. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos V-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

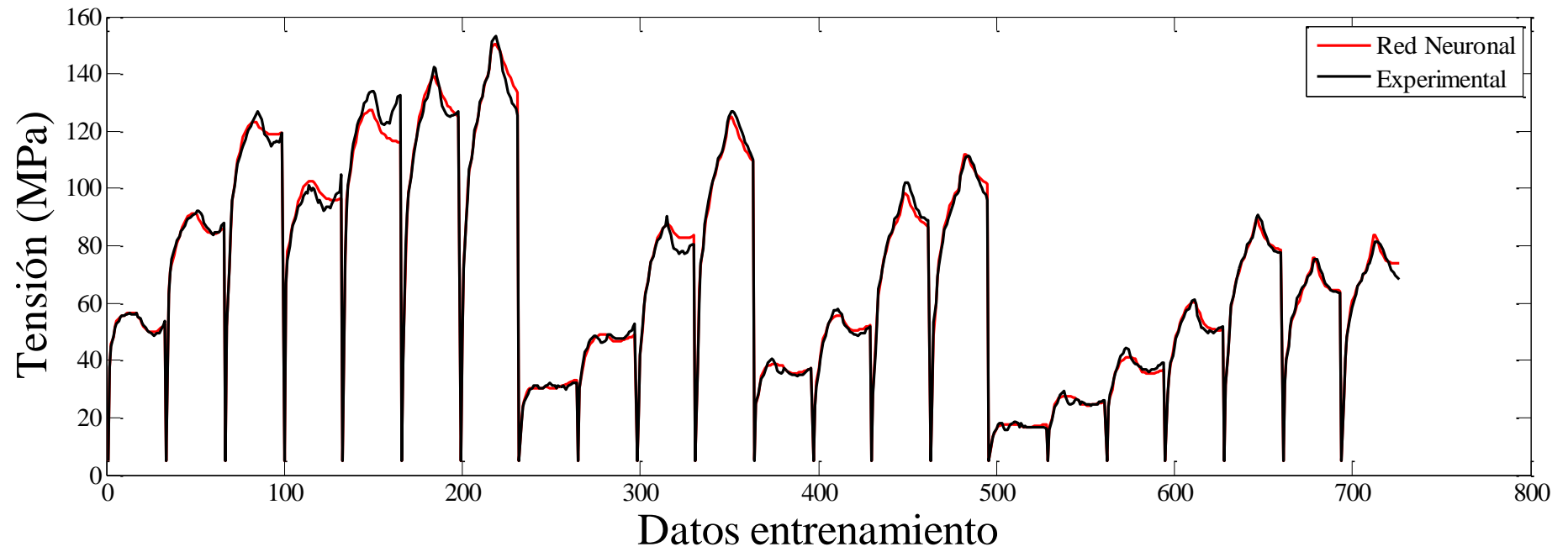


Figura 83. Curvas entrenamiento de la red neuronal M-30.

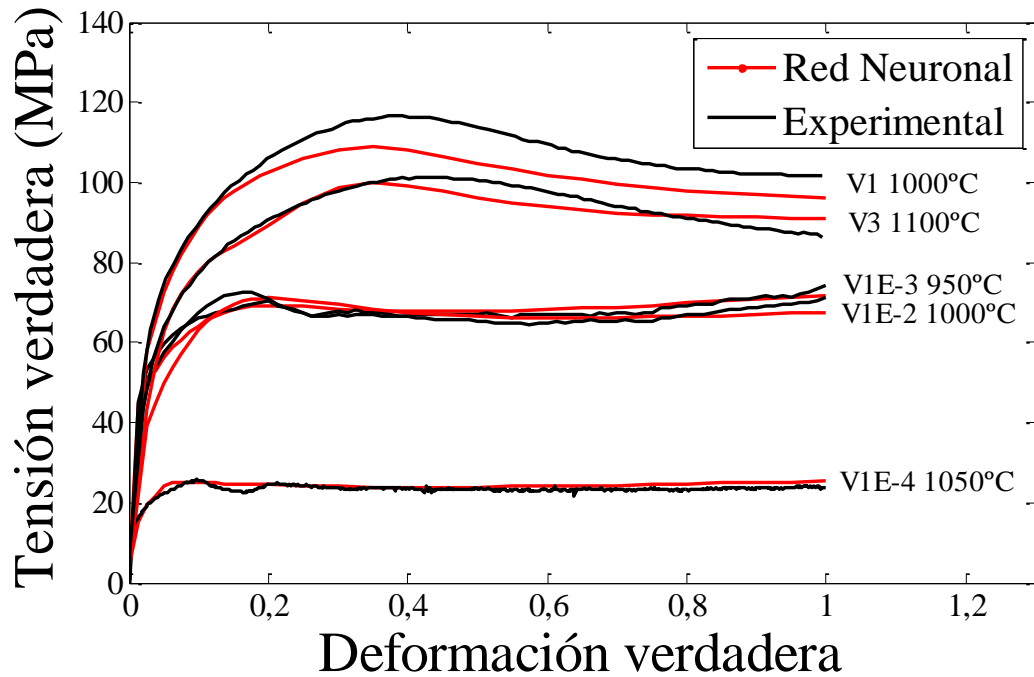


Figura 84. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.

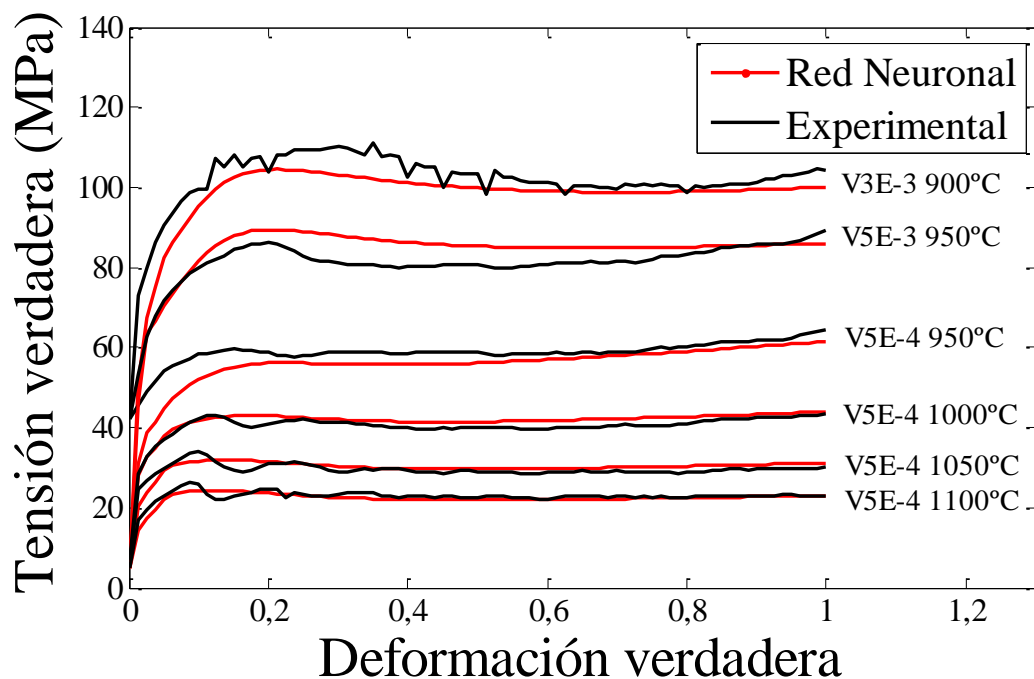


Figura 85. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.

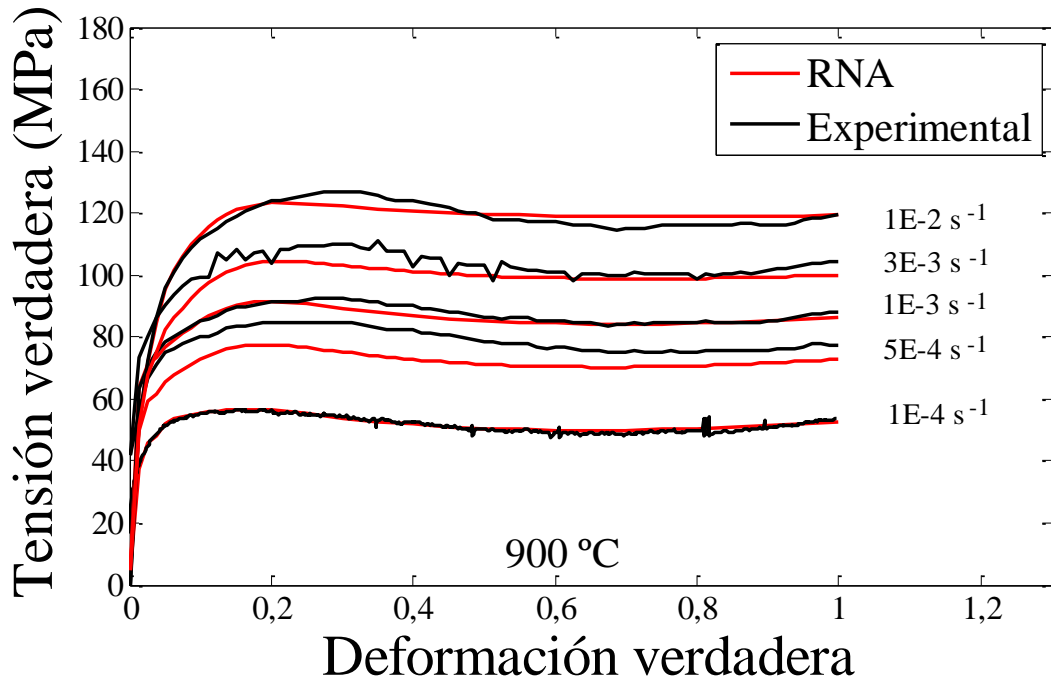


Figura 86. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=900^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

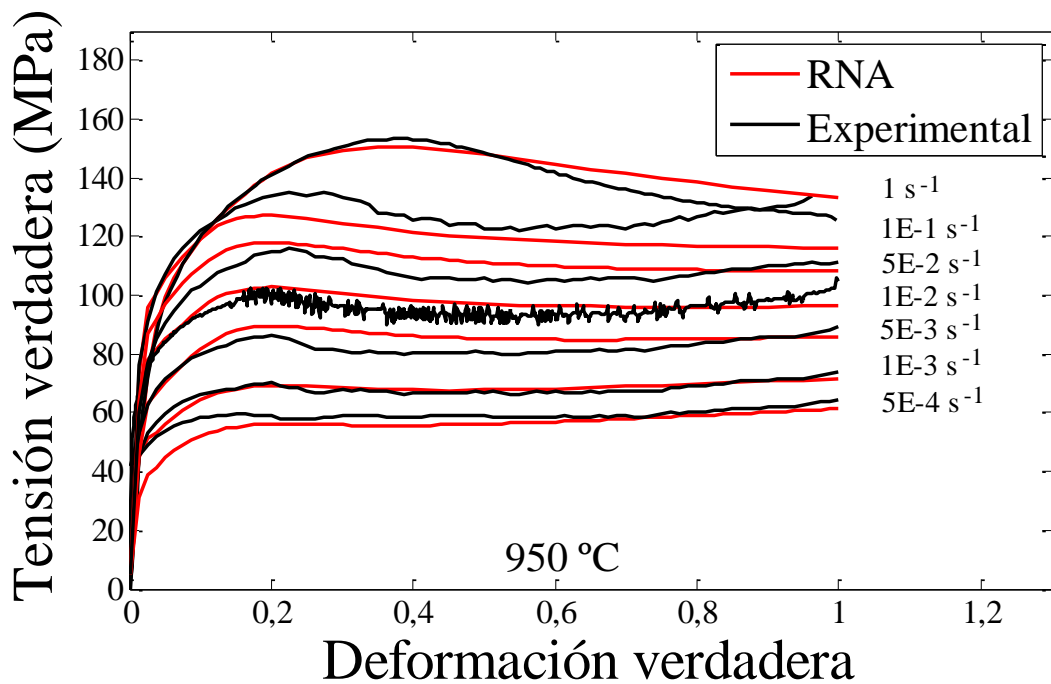


Figura 87. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=950^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

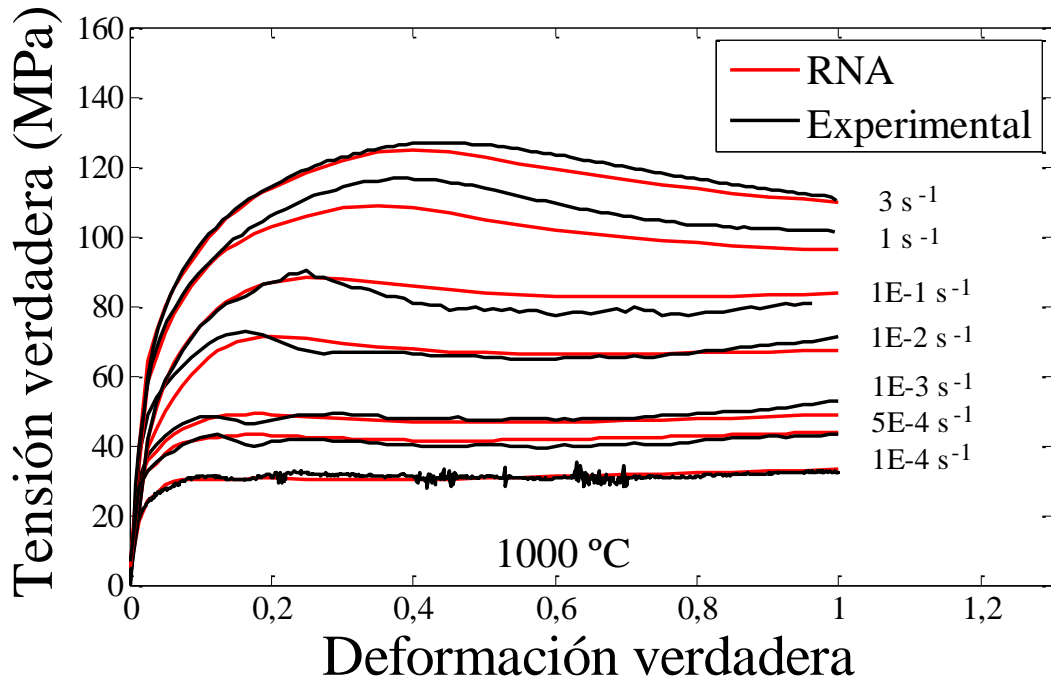


Figura 88. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=1000^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

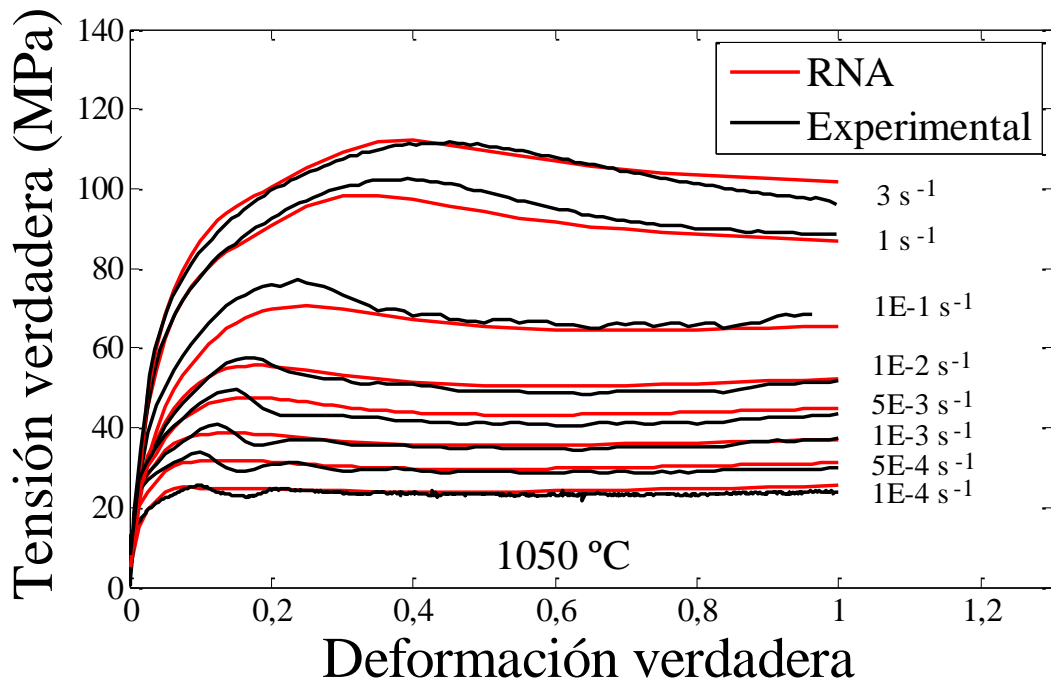


Figura 89. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=1050^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

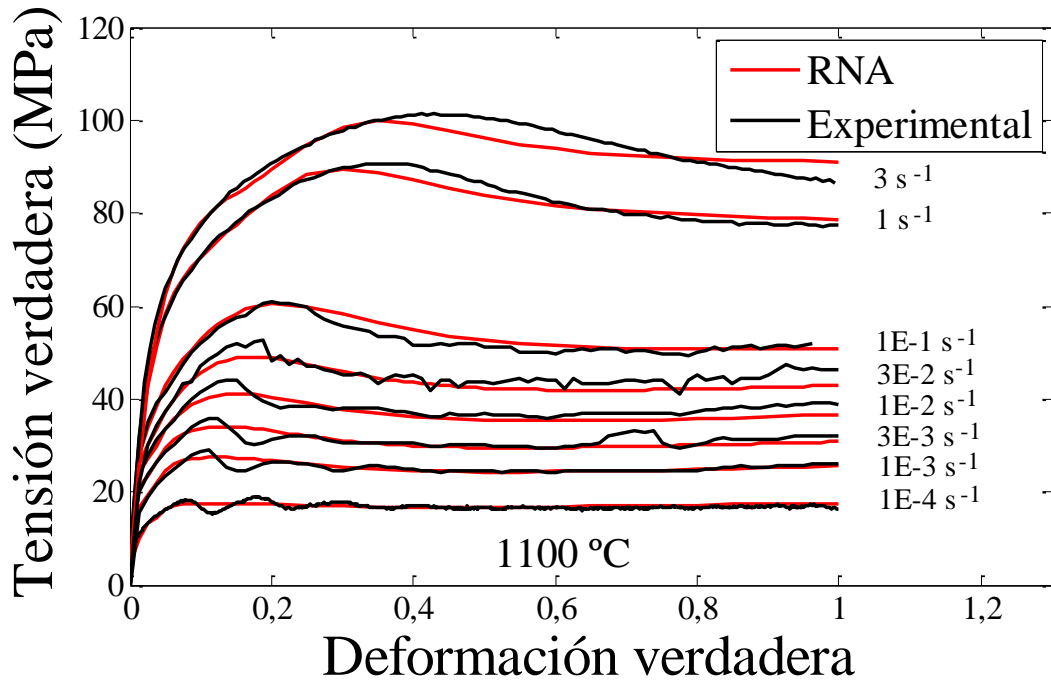


Figura 90. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=1100^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

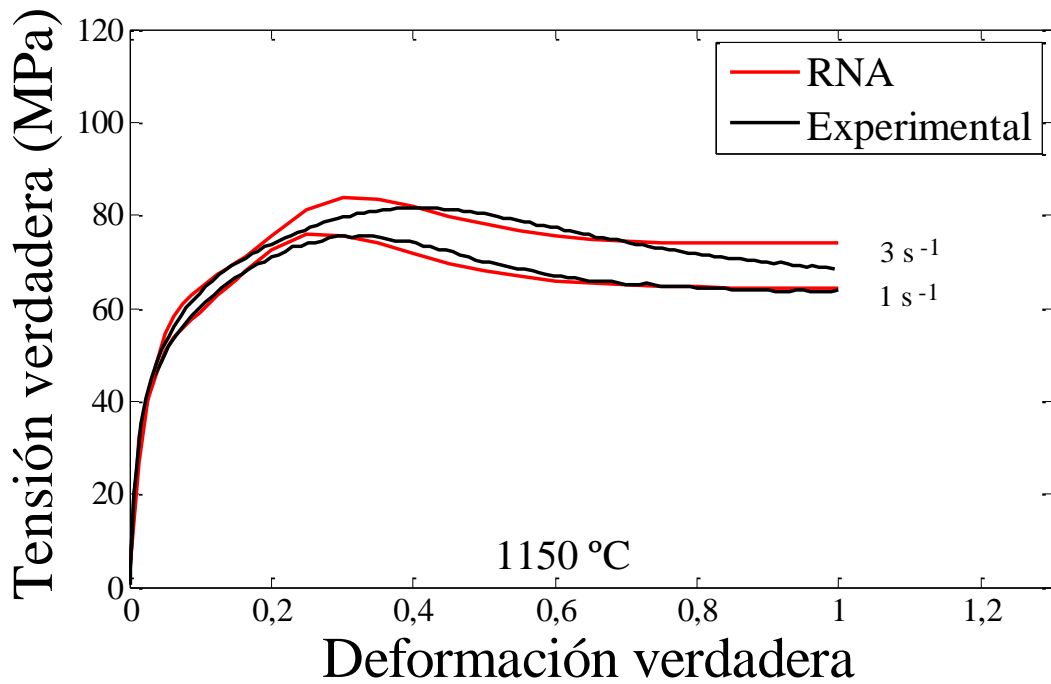


Figura 91. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $T=1150^{\circ}\text{C}$ a diferentes velocidades de deformación.

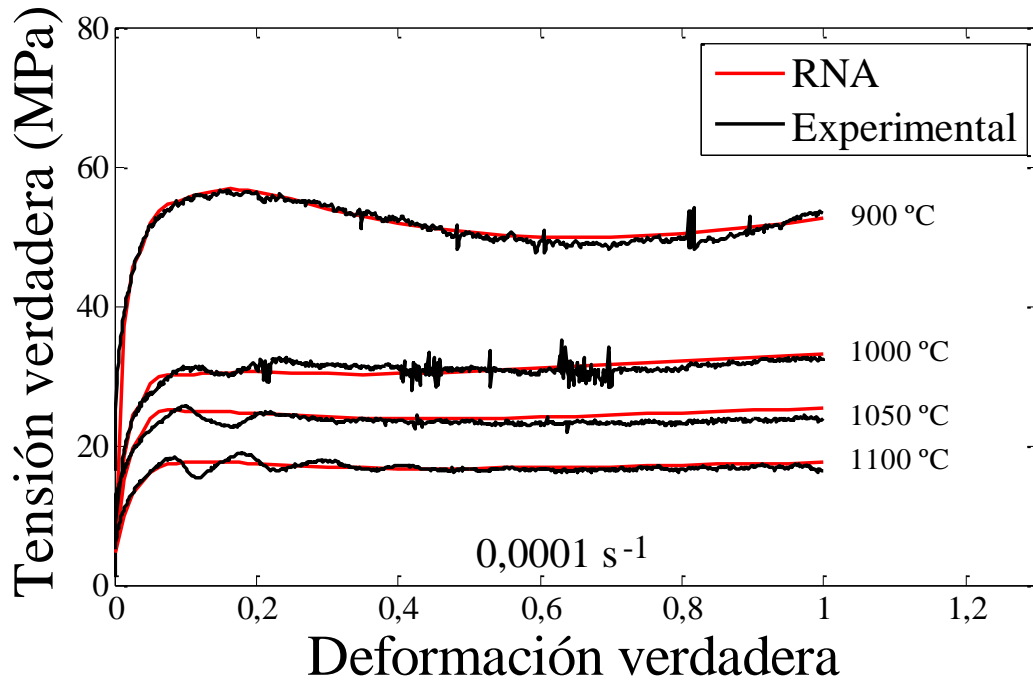


Figura 92. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,0001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

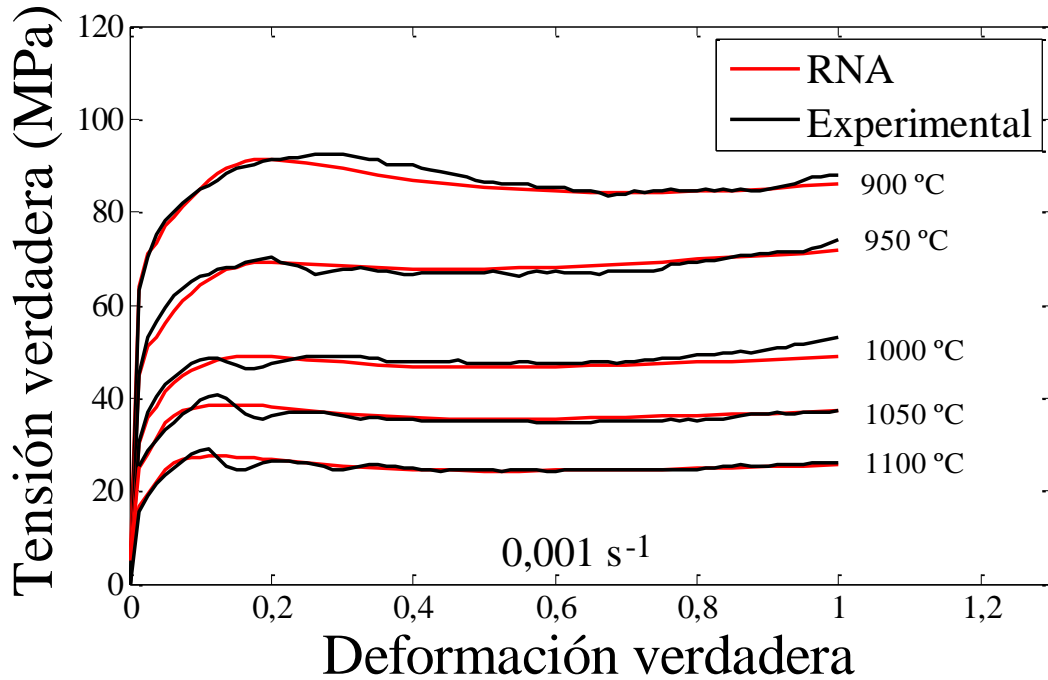


Figura 93. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

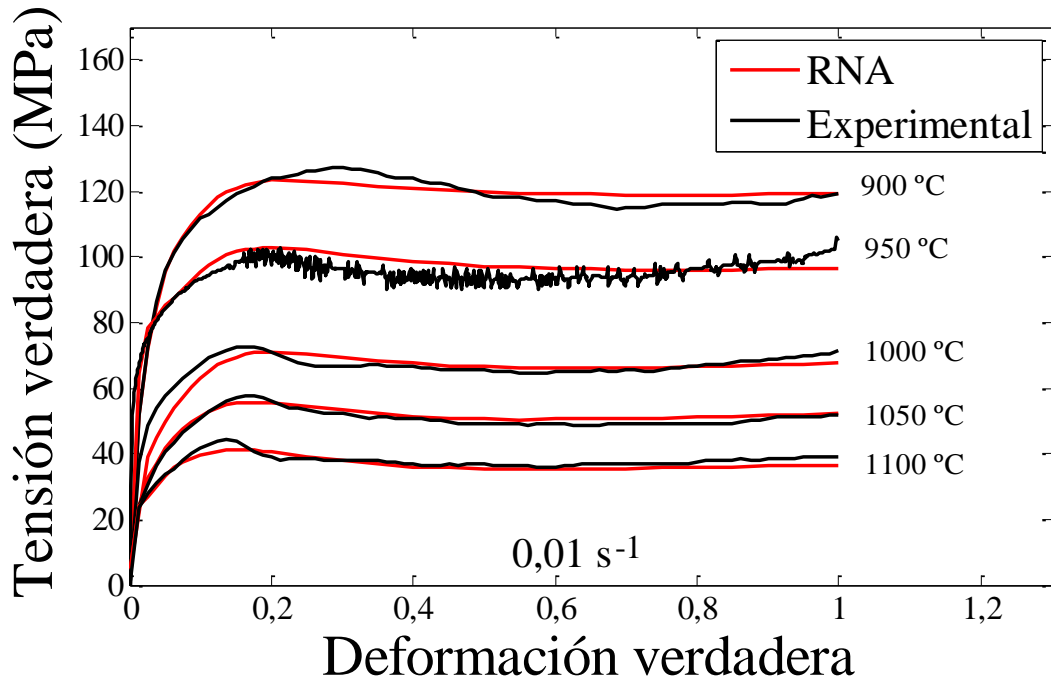


Figura 94. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,01 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

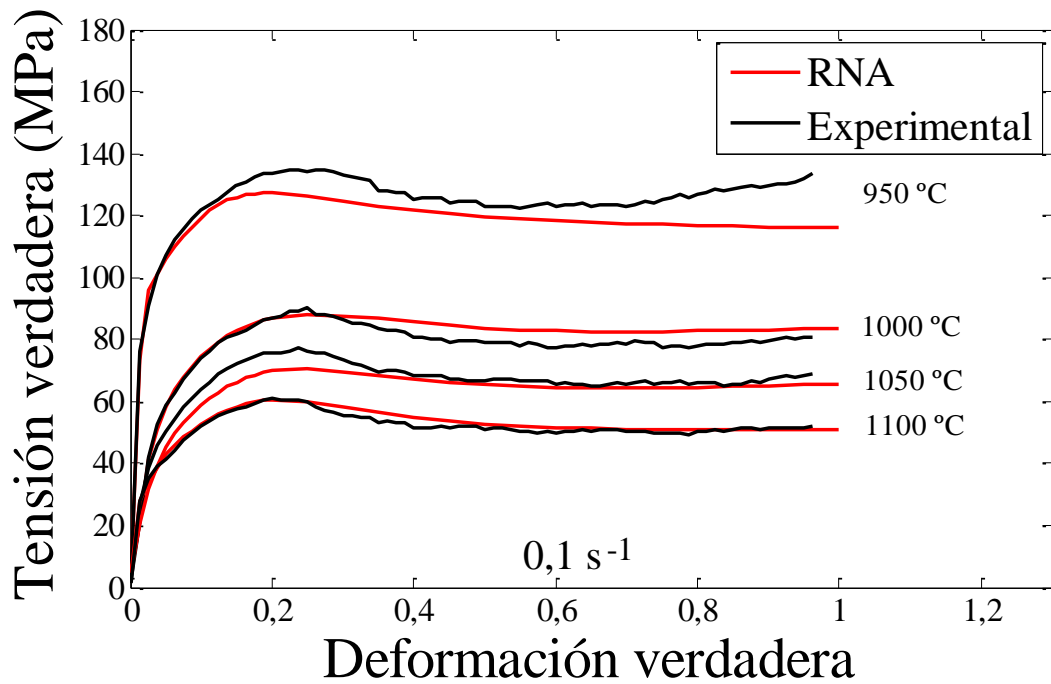


Figura 95. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 0,1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

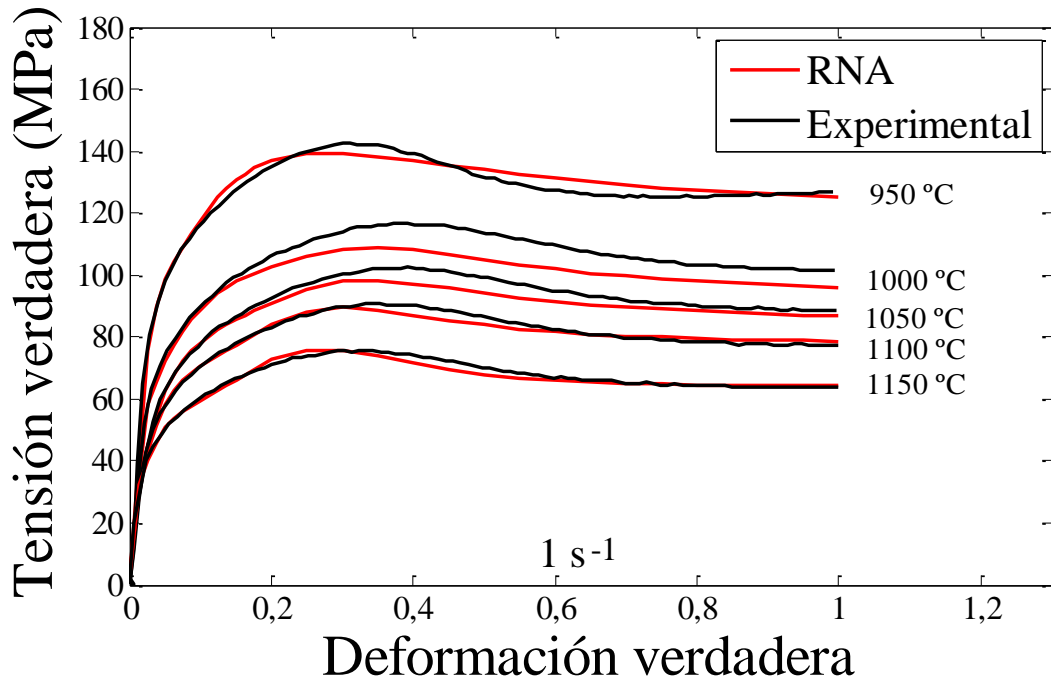


Figura 96. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

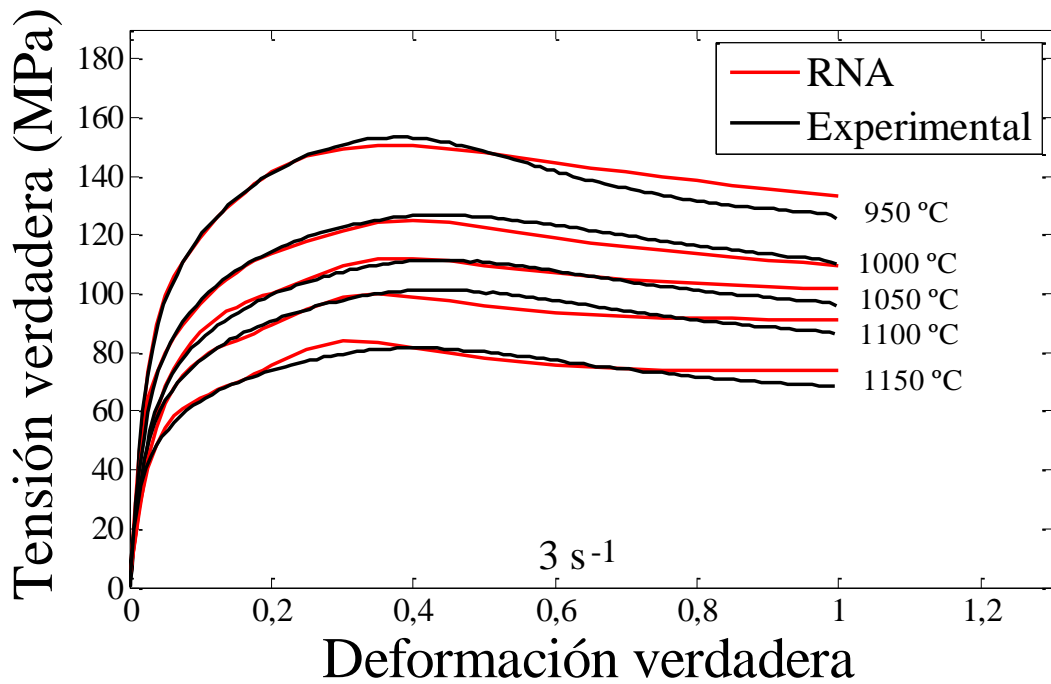


Figura 97. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos M-30, experimentales y red neuronal, a $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

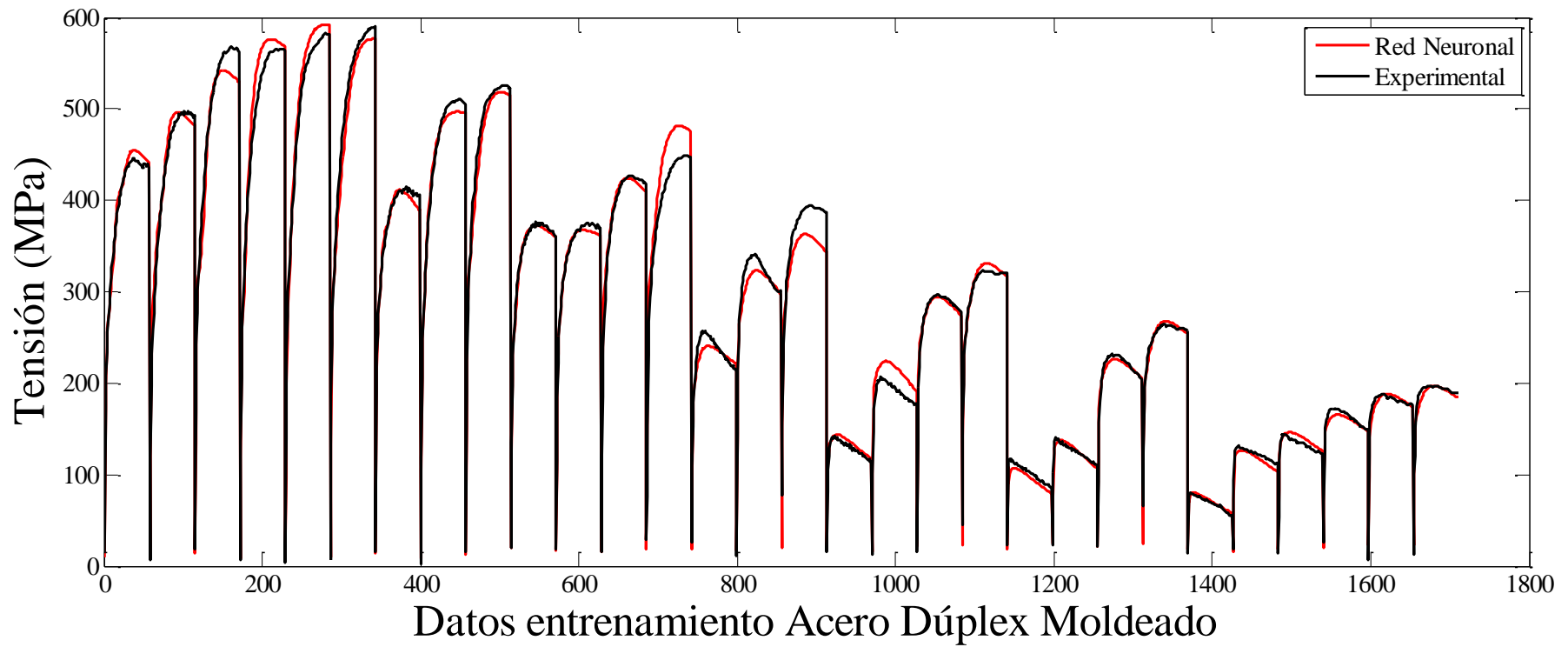


Figura 98. Curvas entrenamiento de la red neuronal del acero dúplex moldeado.

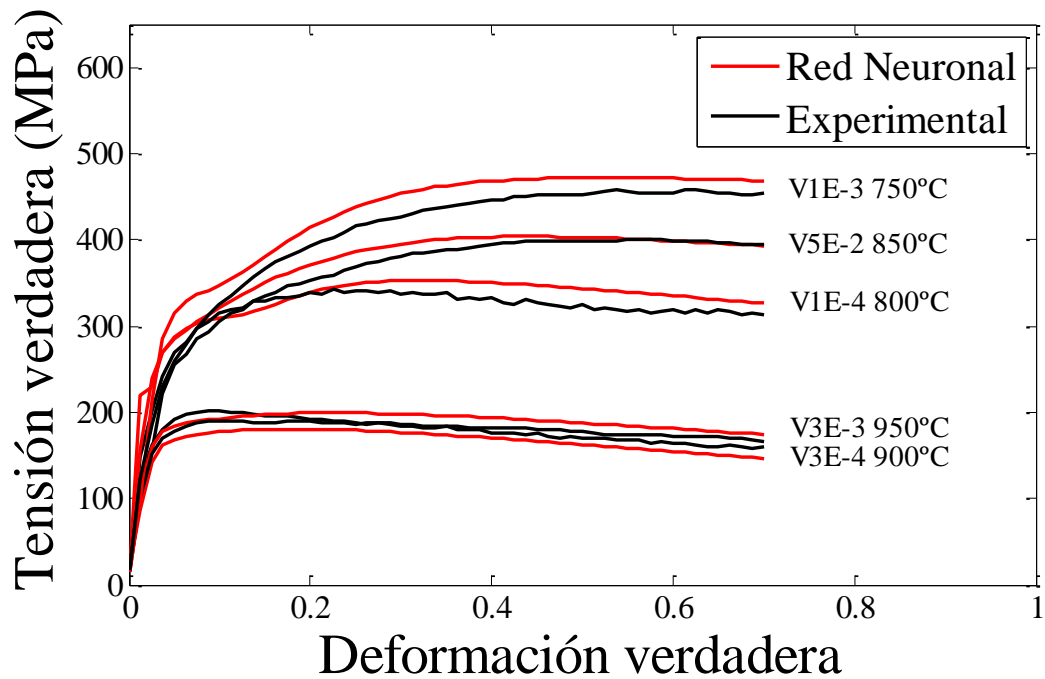


Figura 99. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para la prueba a diferentes velocidades de deformación.

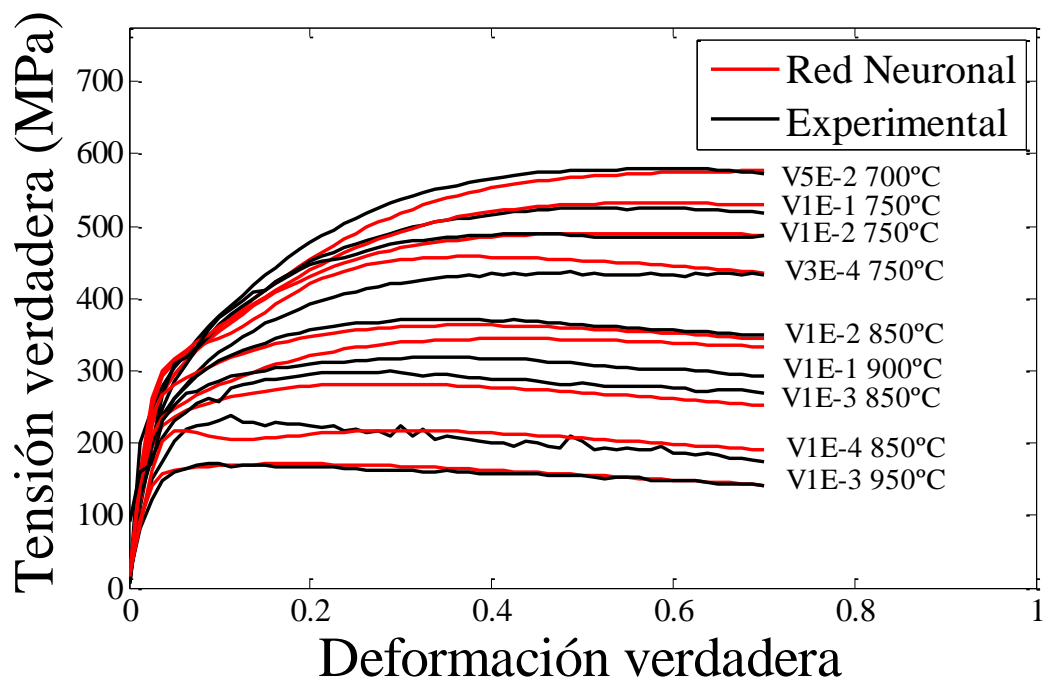


Figura 100. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para el test a diferentes velocidades de deformación.

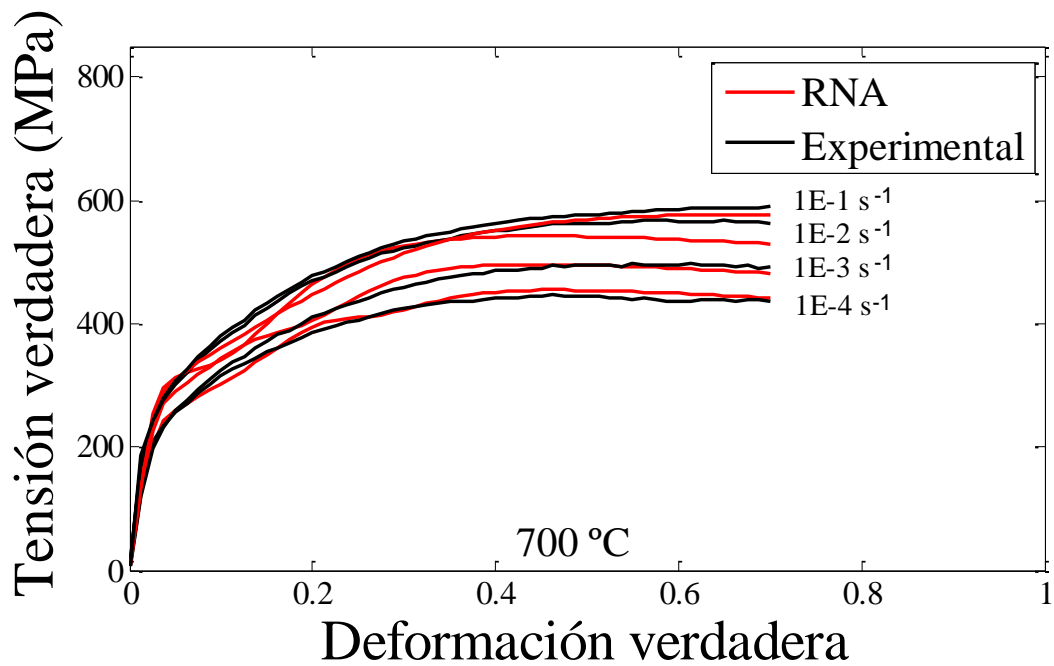


Figura 101. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=700^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

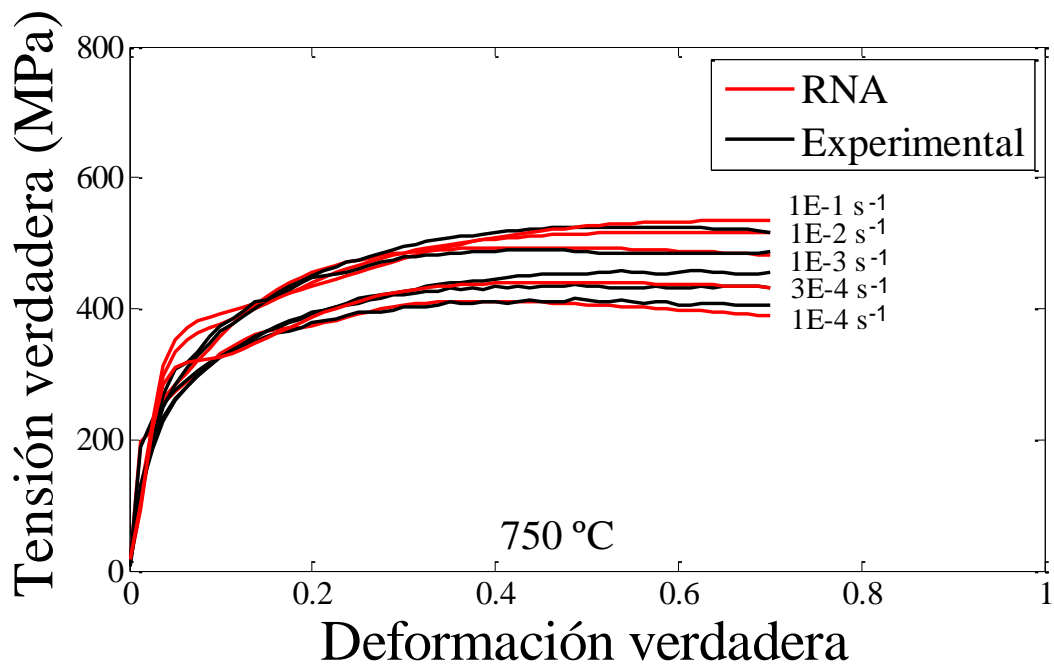


Figura 102. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=750^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

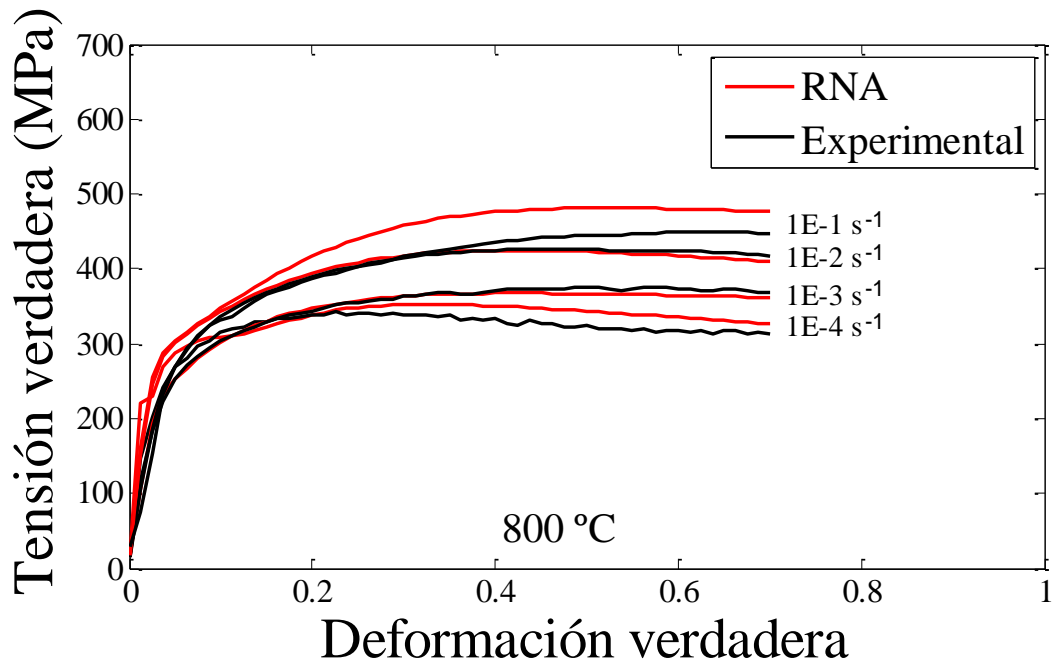


Figura 103. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=800^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

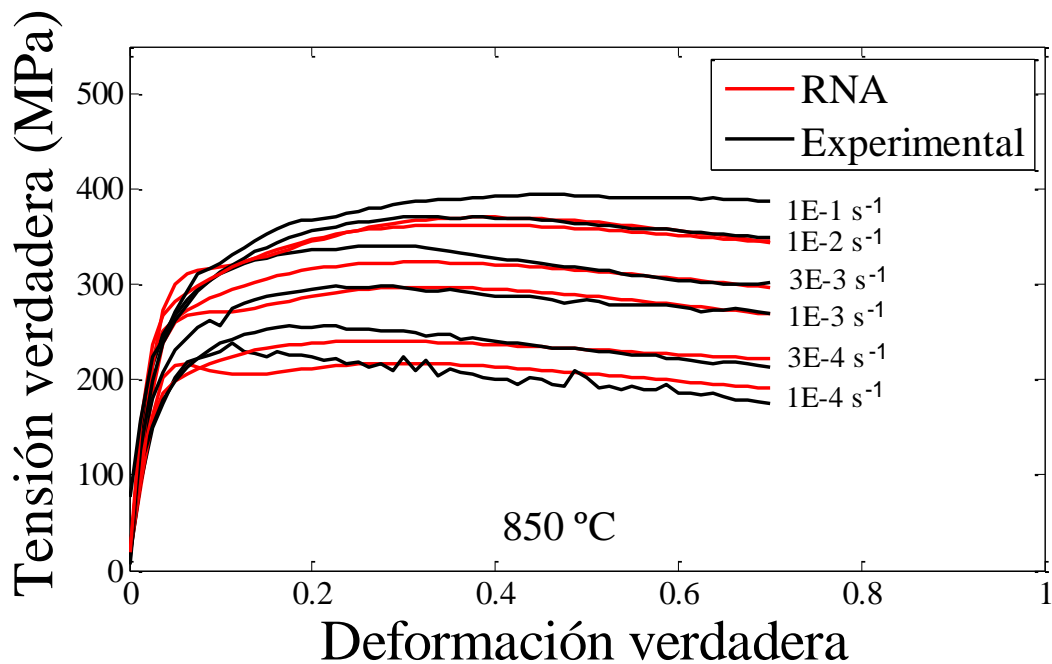


Figura 104. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=850^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

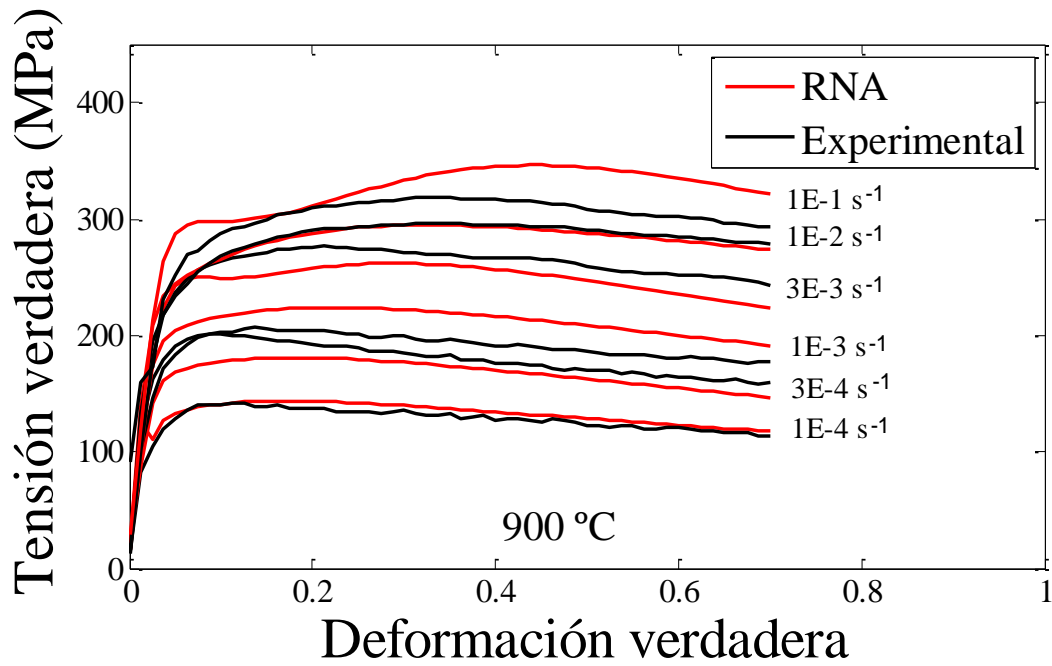


Figura 105. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=900^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

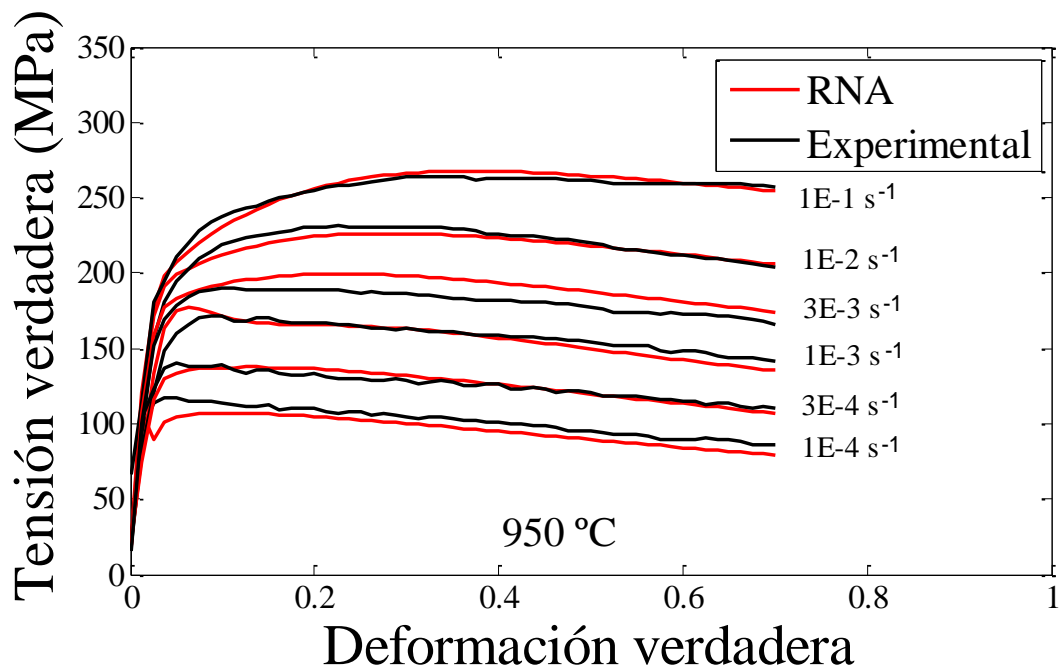


Figura 106. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=950^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

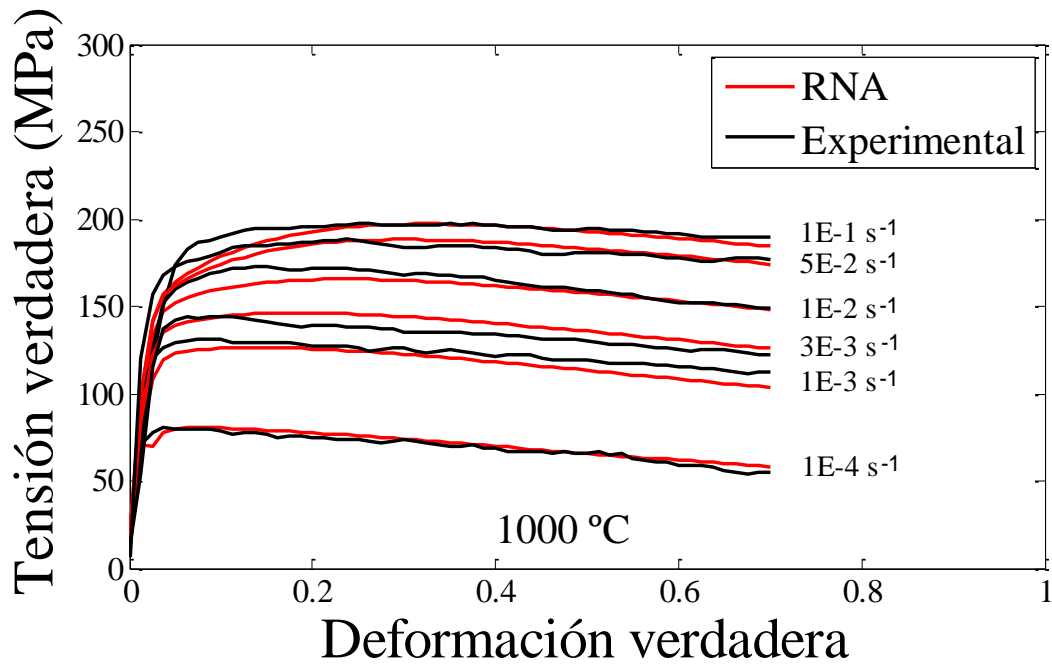


Figura 107. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, $T=1000^{\circ}\text{C}$, a diferentes velocidades de deformación.

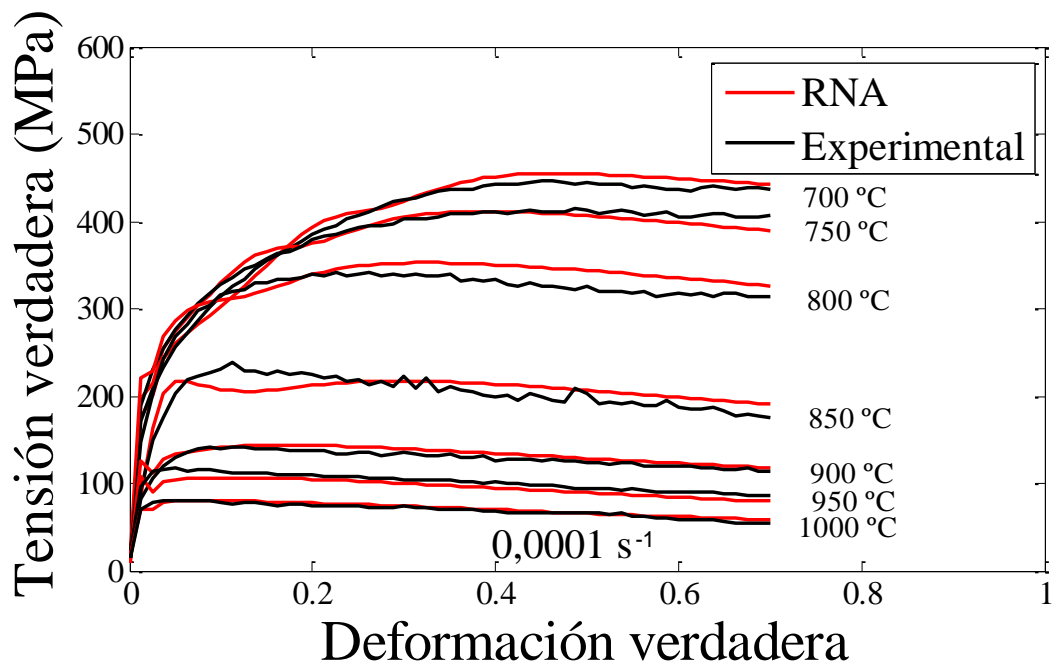


Figura 108. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para $\dot{\epsilon}=0,0001\text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

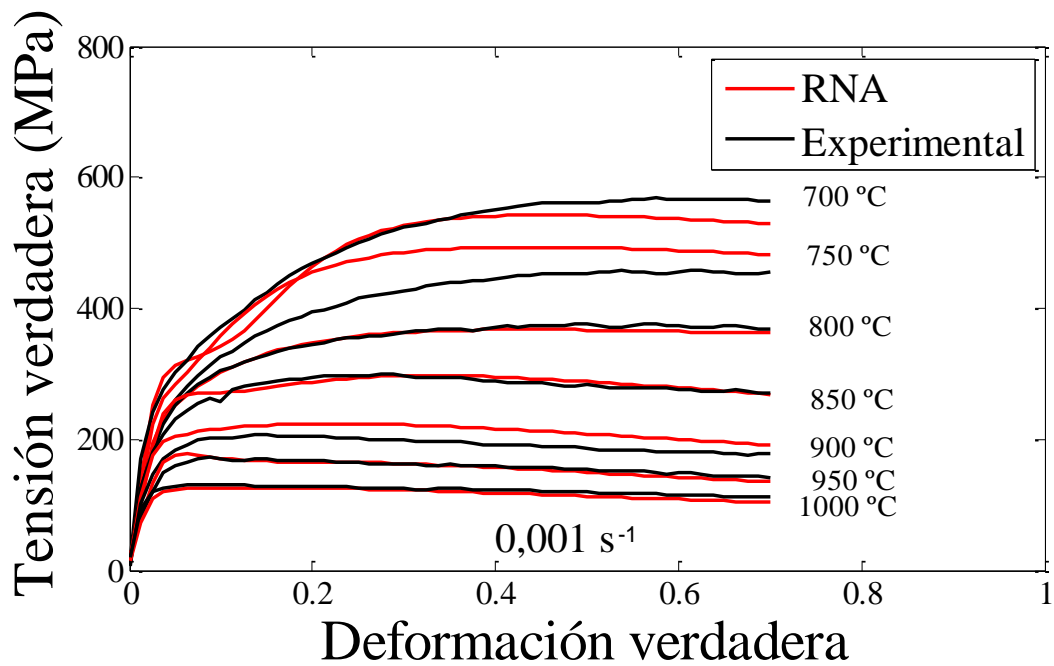


Figura 109. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para $\dot{\epsilon} = 0,001 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

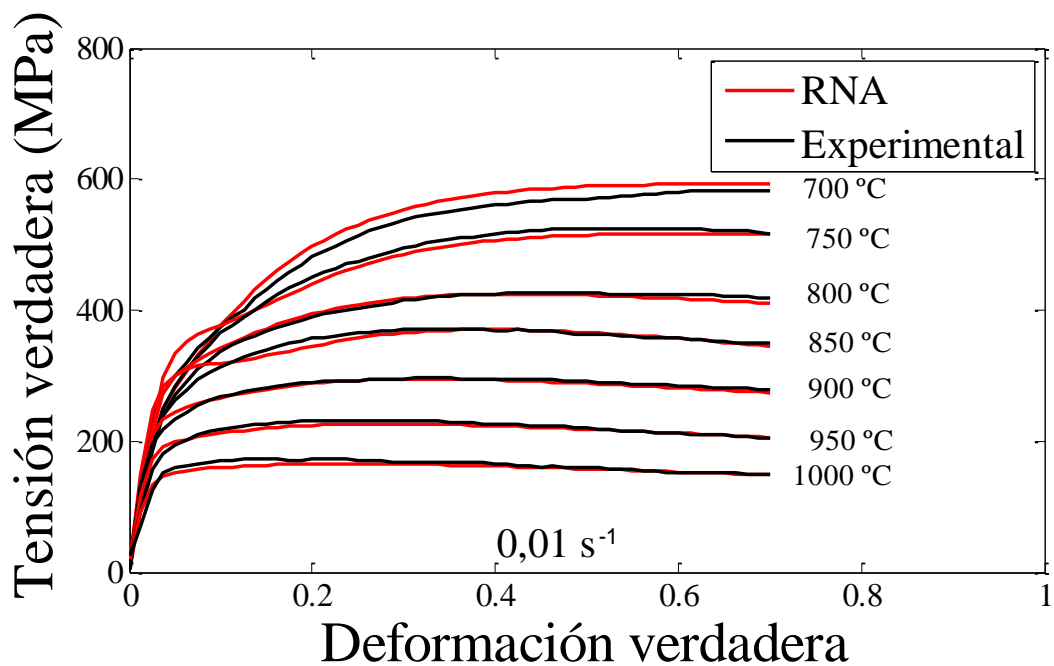


Figura 110. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para $\dot{\epsilon} = 0,01 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

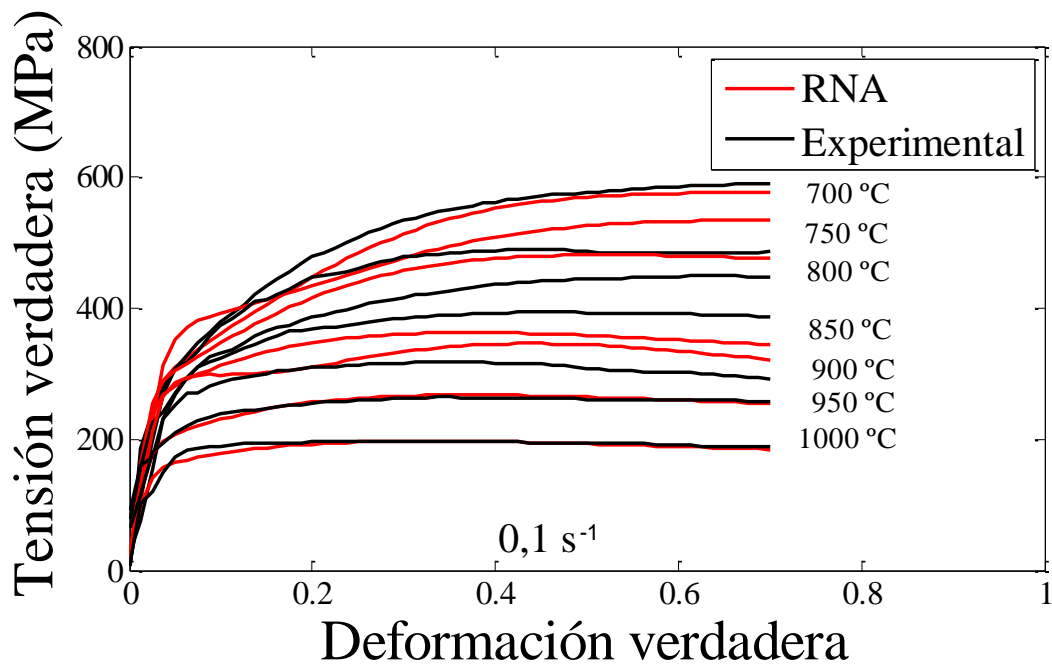


Figura 111. Curvas de fluencia tensión verdadera-deformación verdadera de la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, experimentales y red neuronal, para $\dot{\epsilon} = 0,1 \text{ s}^{-1}$ y diferentes temperaturas.

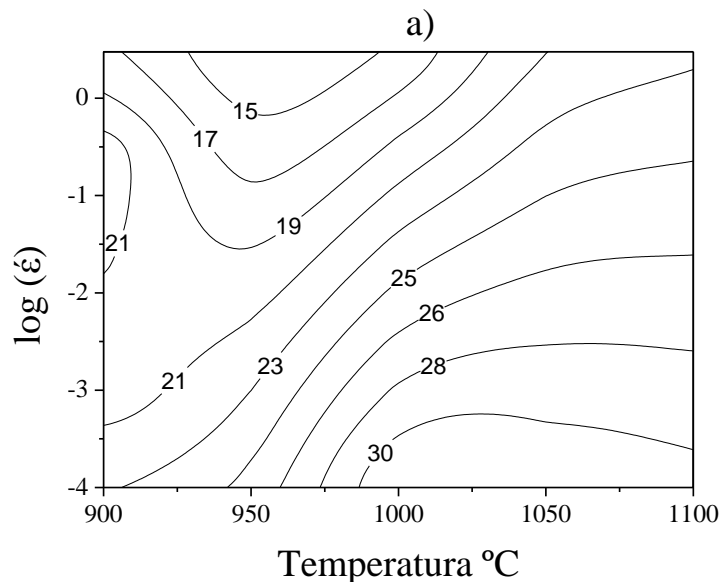
5.3 Mapas de procesado

5.3.1 Mapas de iso-eficiencia obtenido mediante las RNA

Los mapas de disipación de la energía se determinan en base a datos experimentales de fluencia en un amplio rango de temperaturas y velocidades de deformación, usando el modelo dinámico de materiales DMM) (ecuación [75]) Las curvas $\log(\sigma)$ vs $\log(\dot{\epsilon})$ se ajustan a un polinomio de segundo grado.

En las figuras 112-116 se presentan los mapas de disipación de la energía obtenidas para deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 de los aceros a diferentes velocidades de austenización. En estos mapas se muestran los mapas de contorno iso-eficiencia en el plano velocidad-temperatura.

Los mapas obtenidos a diferentes deformaciones varían sensiblemente con la deformación y a medida que aumenta van apareciendo nuevos dominios en el mapa. La deformación afecta sensiblemente a los mapas de procesado obtenidos, lo que podemos considerar como lógico ya que diferentes mecanismos de ablandamiento están operando a distintas combinaciones de temperatura, velocidades de deformación y tamaño de grano inicial.



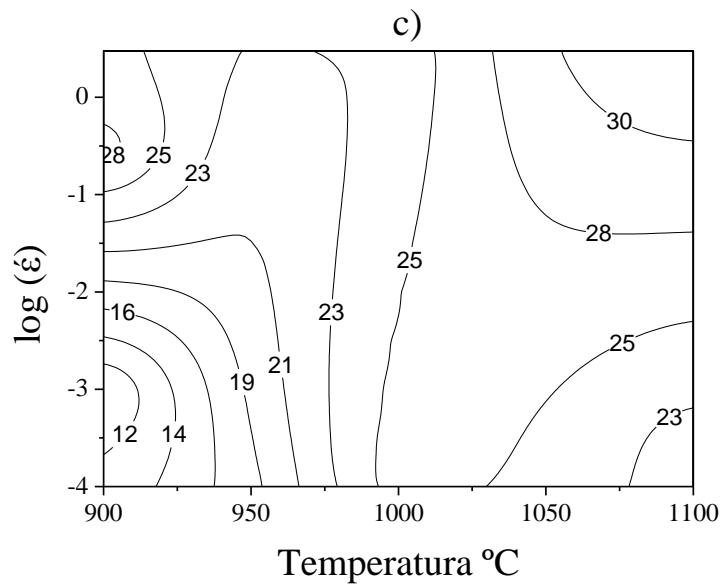
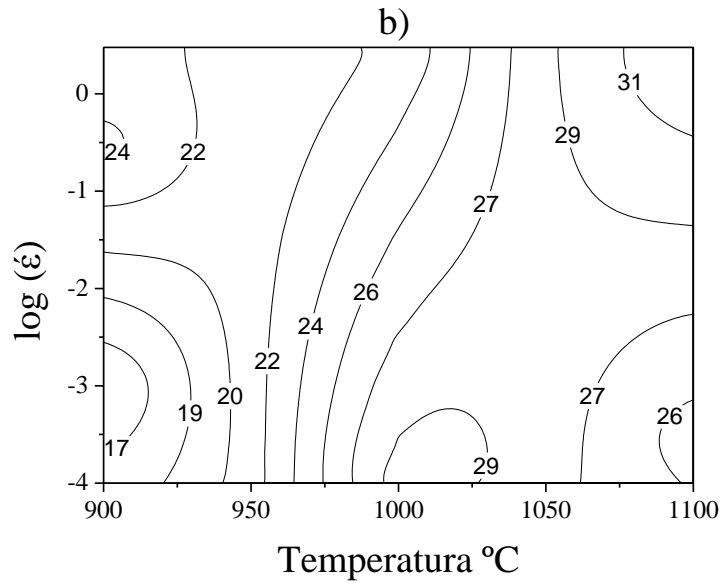


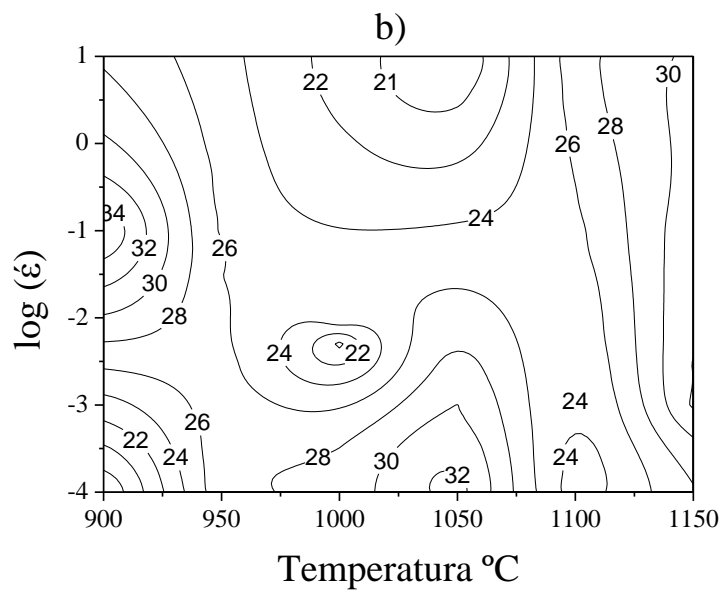
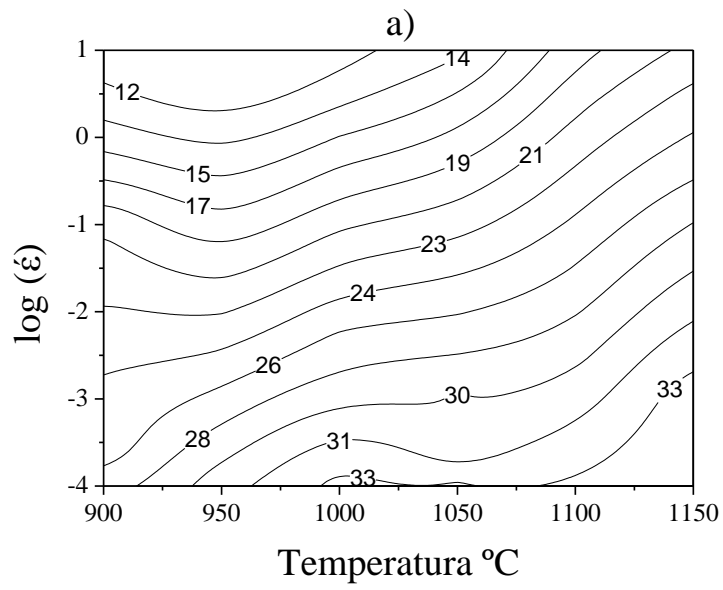
Figura 112. Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de procesamiento de iso-eficiencia de la Red Neuronal para el Acero M-1200 (figura 112), exhiben los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ nos aparecen dos dominios. El primero centrado para bajas velocidades de deformación y centrado sobre $T=1000^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$

con una eficiencia del 32%. A esta temperatura y velocidad de deformación la asociamos a una recristalización cíclica (CDRX). El segundo está centrado en $T = 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 22%. Este dominio representa la restauración dinámica (DRV).

- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ nos aparecen tres dominios. Dos de los dominios corresponden a los que nos aparecen para la deformación $\epsilon = 0,2$ pero la eficiencia del segundo dominio de un 24% y centrada en velocidades de deformación relativamente altas ($\dot{\epsilon} = 10^{-0.5} \text{ s}^{-1}$), este dominio es debido a la restauración dinámica. El tercer dominio está situado en la zona de altas temperaturas y altas velocidades de deformación, corresponde a $T = 1100^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 31% probablemente asociado a la recristalización dinámica de pico simple.
- c) Para la deformación $\epsilon = 0,6$ nos aparecen dos dominios importantes. Para $T = 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-0.5} \text{ s}^{-1}$ la eficiencia es del 28%, mientras que para $T = 1100^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$ la eficiencia es superior al 30%. El dominio correspondiente a la deformación de $\epsilon = 0,2$ para una temperatura de $T = 1000^{\circ}\text{C}$ y velocidad de deformación $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ no aparece. El primer dominio representa la restauración dinámica con una eficiencia del 28%. El segundo dominio es la recristalización dinámica de pico simple, con una eficiencia sensiblemente superior (31%), puede pensarse que este dominio ocupa el lugar del dominio de recristalización dinámica cíclica que desaparece. De la estabilidad en los mapas de una deformación de 0,6 se encontró que los dominios de seguridad correspondientes a DRX y DRV se caracterizan por los valores más altos del parámetro de estabilidad.



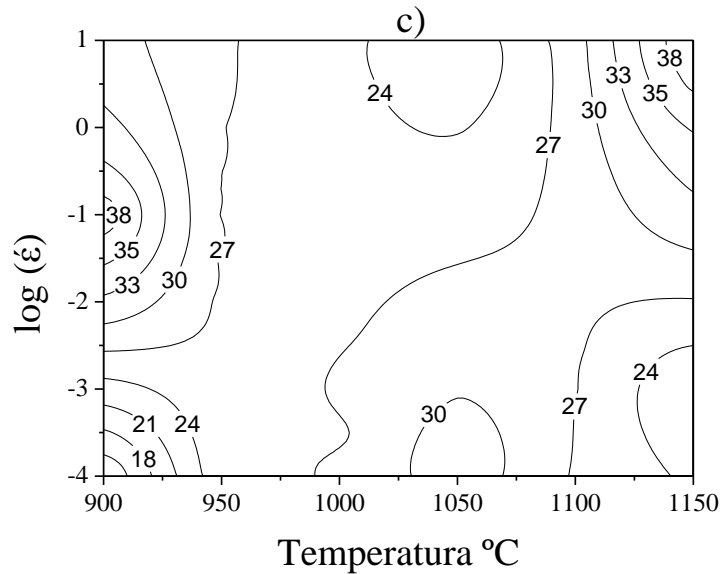


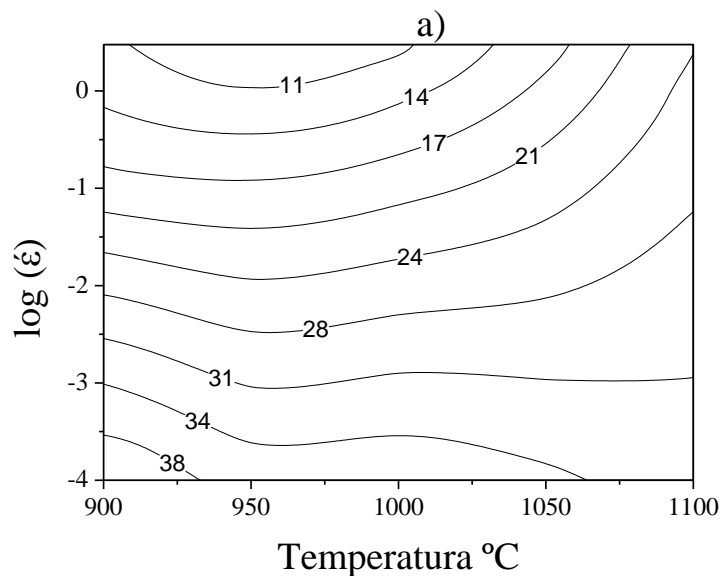
Figura 113. Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos V-1200, obtenidos mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de procesamiento de la Red Neuronal para el Acero V-1200 (figura 113) obtenidos a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 exhiben los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ nos aparece un amplio dominio para una temperatura de $T = 1000-1050^{\circ} C$ y una velocidad de deformación $\dot{\epsilon} = 10^{-4} s^{-1}$ con una eficiencia del 33%. La observación de las curvas de fluencia, bajo estas condiciones, muestran que a deformaciones de 0.2 solo tiene lugar la recristalización cíclica cuando la deformación se efectúa a bajas velocidades de deformación y altas temperaturas. La restauración dinámica está por venir y la recristalización dinámica de pico simple todavía no ha empezado para otras combinaciones de velocidades de deformación y temperaturas. Por consiguiente, el dominio bajo consideración corresponde al dominio de la recristalización dinámica cíclica.
- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ nos aparecen tres dominios. El primer dominio está centrado en $T = 900^{\circ}C$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-1} s^{-1}$ con una eficiencia del 34%, característico para que intervenga la restauración dinámica DRV, corresponde a velocidades de deformación altas, media en este caso, y temperaturas bajas. El segundo dominio para una eficiencia del 32% para $T = 1050^{\circ}C$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} s^{-1}$, podemos

considerar que es lo que queda del dominio de la recristalización cíclica, y el tercer dominio para altas temperaturas $T= 1150^{\circ}\text{C}$ centrado en $\dot{\epsilon}=10^{-3}\text{ s}^{-1}$ corresponde al nuevo dominio de recristalización dinámica de pico simple.

- c) Para la deformación $\epsilon = 0,6$ nos aparecen los mismos dominios que para la deformación $\epsilon = 0,4$. Podemos tener en cuenta que para los dominios de $T= 900^{\circ}\text{C}$ y de $T = 1050^{\circ}\text{C}$ continúan siendo los dominios de restauración dinámica y recristalización cíclica, que va suavizándose. El dominio que correspondía a la recristalización dinámica de pico simple para el mapa de deformación $\epsilon = 0.4$, se ha desplazado hacia altas velocidades de deformación y temperatura, $T=1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon}=10\text{ s}^{-1}$, la eficiencia se ha incrementado al 38%, como era de esperar. Esto se puede confirmar en las curvas de fluencia obtenidas bajo diferentes combinaciones de temperatura y velocidades de deformación, este dominio muestra claramente un ablandamiento continuo con un comportamiento de pico simple y el estado estable. Este dominio puede ser considerado como el dominio más “seguro” para el conformado en caliente.



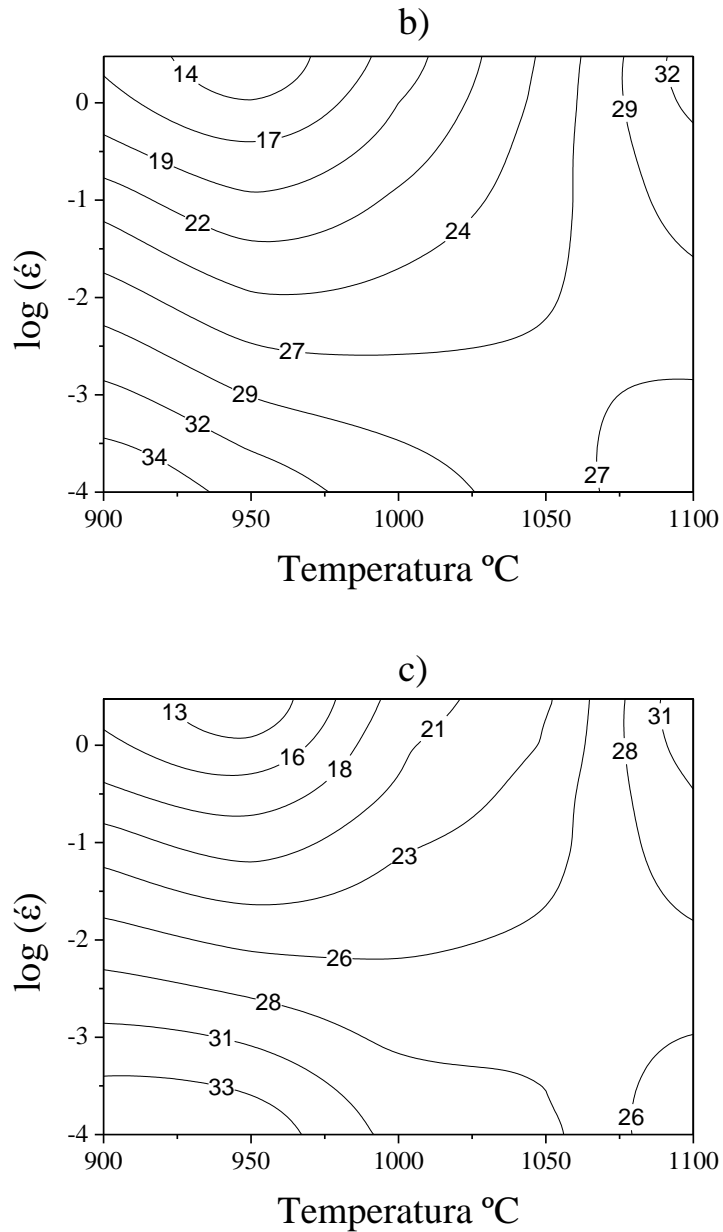
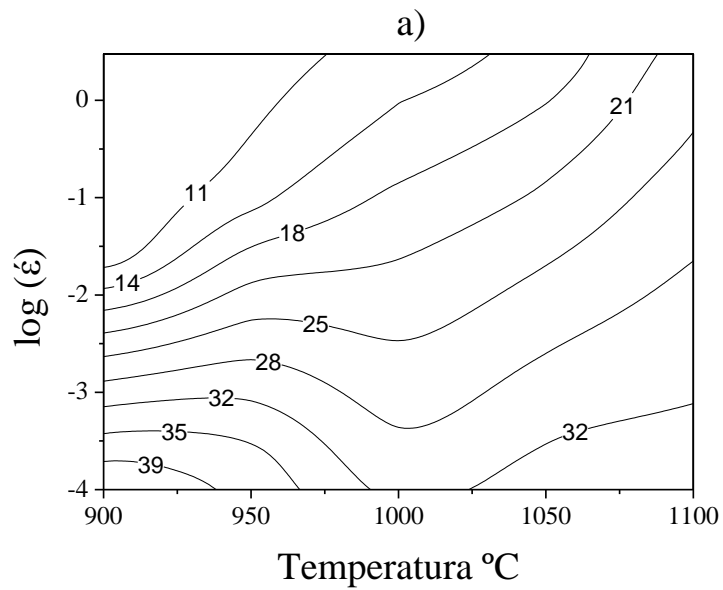


Figura 114. Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de procesamiento de la Red Neuronal para el Acero V-30 min (figura 114) exhiben los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ nos aparece un amplio dominio para una temperatura de 900°C y una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 38%. Este dominio puede representar el proceso de recristalización cíclica (Fig. 114-a).

- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios. El primer dominio situado a bajas velocidades de deformación y bajas temperaturas, $T= 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} =10^{-4} \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 34% y debe ser la continuación del dominio de recristalización cíclica a bajas temperaturas. El segundo dominio para una eficiencia del 32% para $T= 1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} =10 \text{ s}^{-1}$, región de altas temperaturas y velocidades de deformación que representa el dominio de recristalización dinámica.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparecen los mismos dominios que para la deformación $\varepsilon = 0,4$. Podemos tener en cuenta que para $T= 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} =10^{-4} \text{ s}^{-1}$ la eficiencia se mantiene en aproximadamente el 33%, sería la continuación de la recristalización cíclica. El dominio de recristalización dinámica de pico simple también estará situado en la región de altas temperaturas y velocidades de deformación, $T= 1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} =10 \text{ s}^{-1}$, para los que se obtiene una eficiencia del 31%.



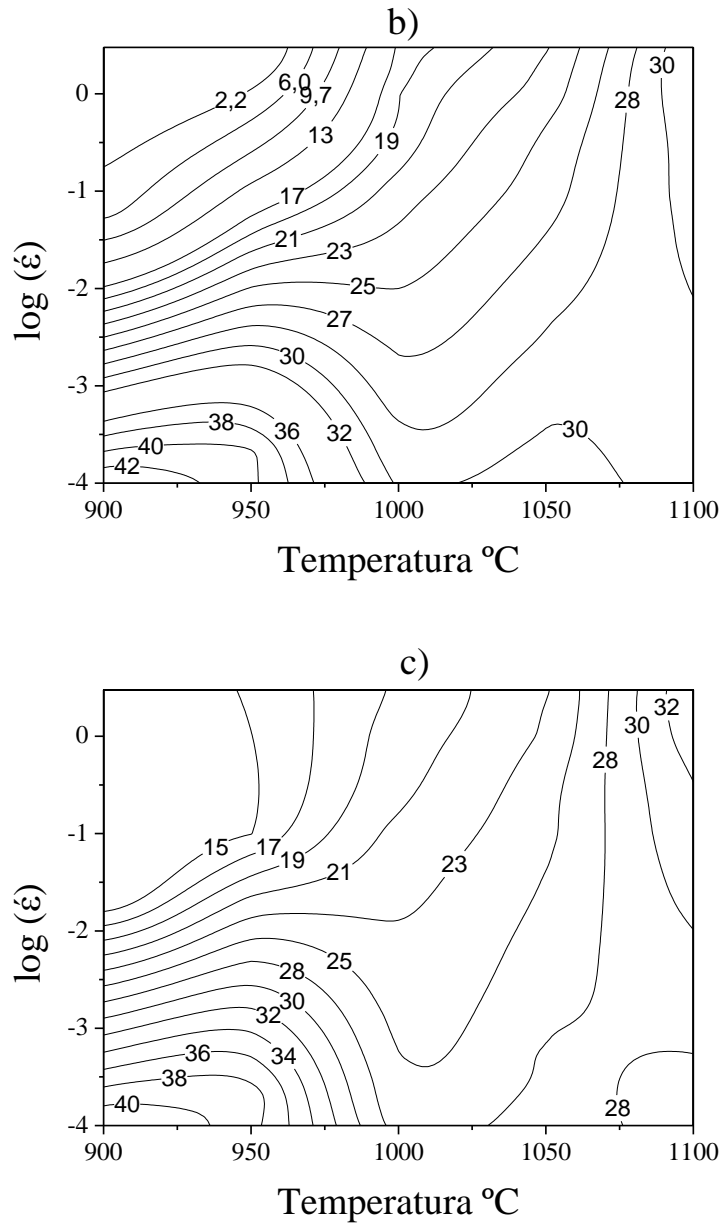
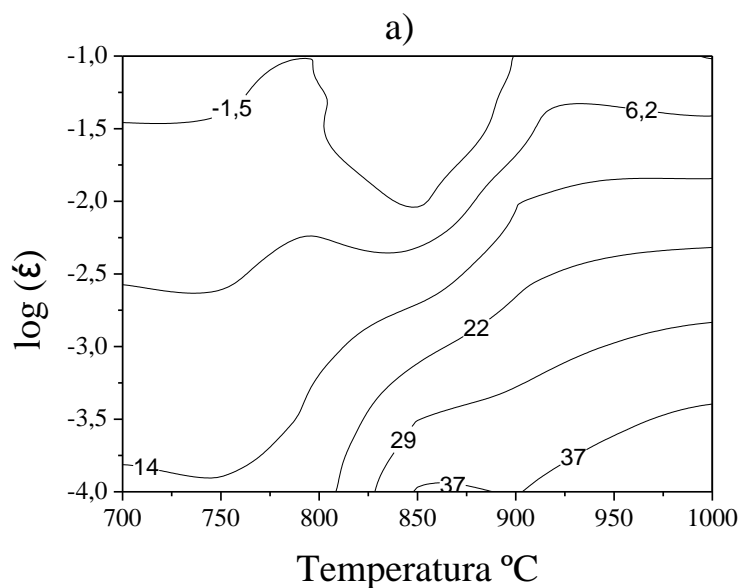


Figura 115. Mapa de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos M-30, obtenidos mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de procesado de la Red Neuronal para el Acero M-30min (figura 115) exhiben los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ nos aparece un amplio dominio para bajas temperaturas $T= 900^{\circ} -1000^{\circ}\text{C}$ y baja velocidad de deformación, $\dot{\epsilon} =10^{-4} \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 39%. Podemos considerar la restauración dinámica.

- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios. El primer dominio centrado en $T= 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 42%, representa la recrystalización cíclica el segundo dominio para una eficiencia del 31% para altas temperaturas y velocidades de deformación, $T= 1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon}=10 \text{ s}^{-1}$, es un dominio de recrystalización dinámica de pico simple.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparecen los mismos dominios que para la deformación $\varepsilon = 0,4$. Podemos tener en cuenta que para $T= 900^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$ la eficiencia se mantiene en aproximadamente el 40%, en este segundo dominio $T= 1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon}=10 \text{ s}^{-1}$ se obtiene una eficiencia del 32%. Ambos dominios se corresponden a los obtenidos para la deformación $\varepsilon = 0,4$, con la característica de que la eficiencia de la recrystalización cíclica disminuye, aumentando la eficiencia de la recrystalización de pico simple.



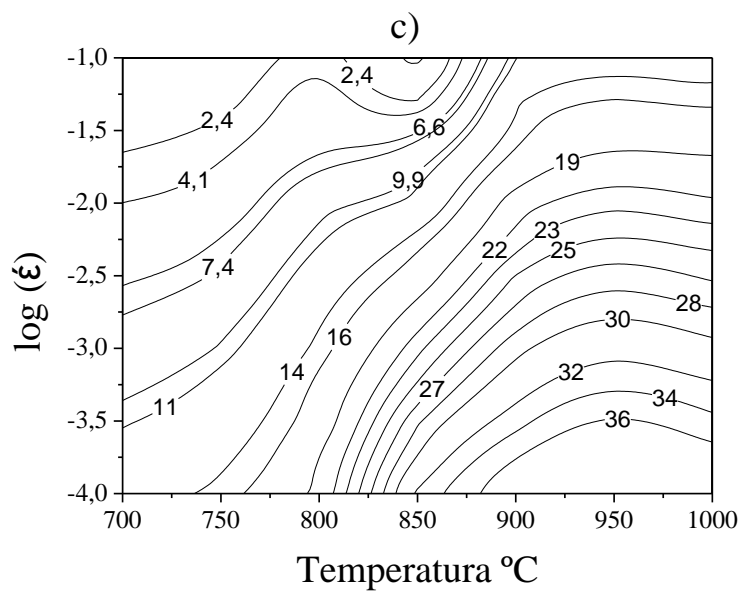
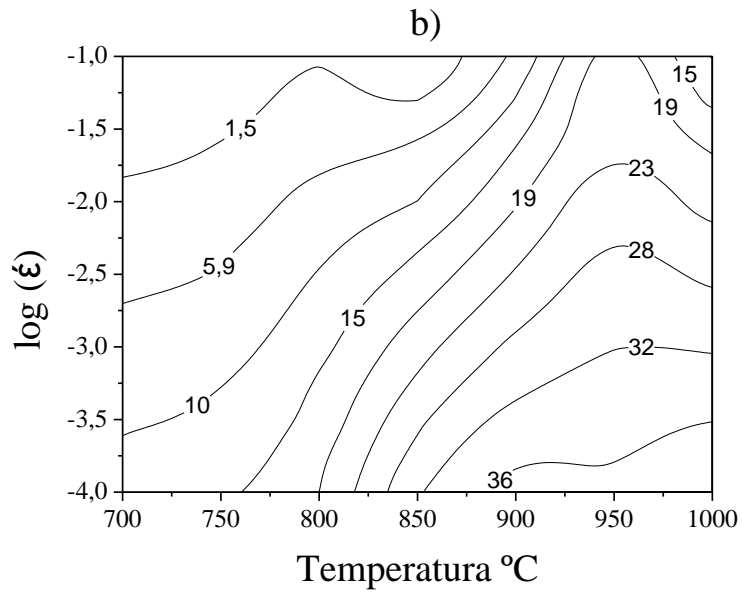


Figura 116. Mapas de contornos de iso-eficiencia para la serie de ensayos para el acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de procesamiento de la Red Neuronal para el acero dúplex moldeado (figura 116) exhiben los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ nos aparece un amplio dominio para una temperatura entre $850-1000^{\circ}\text{C}$ y una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon}=10^{-4}\text{ s}^{-1}$, con una eficiencia del 37% que puede corresponderse a la
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparece un amplio dominio para una temperatura entre $875-1000^{\circ}\text{C}$ y una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon}=10^{-4}\text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 36%.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparecen el mismo dominio que para la deformación $\varepsilon = 0,4$, para una temperatura entre $875-1000^{\circ}\text{C}$ y una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon}=10^{-4}\text{ s}^{-1}$ con una eficiencia del 36%.

Observando el mapa de procesado del acero inoxidable dúplex moldeado, correspondiente a $\varepsilon = 0.6$, que es aproximadamente la deformación correspondiente a fluencia de estado estable, se ve que aparecen unos dominios caracterizados por un máximo y otros por un mínimo de eficiencia. De acuerdo con *Raj* los dominios centrados a $(875^{\circ}\text{C}, 1\text{E}^{-4}\text{s}^{-1})$, $(900-1000^{\circ}\text{C}, 1\text{E}^{-4}\text{s}^{-1})$ y $(950-1000^{\circ}\text{C}, 1\text{E}^{-4}\text{s}^{-1})$ respectivamente, donde el rendimiento energético es máximo, son dominios seguros para el conformado del material estudiado. En efecto, las curvas de fluencia obtenidas con diferentes combinaciones de temperaturas y velocidades de deformación en estos dominios muestran claramente un ablandamiento continuo con un comportamiento de pico simple. También se observa que el estado estable se alcanza a mayores deformaciones ($\varepsilon > 0,8$). Este comportamiento es típico de una recristalización dinámica de pico simple.

Los dominios caracterizados por un mínimo de eficiencia, son dominios a evitar a la hora de conformar este material, son dominios caracterizados para bajas temperaturas y altas velocidades de deformación.

Hay que destacar, en estos mapas, la aparición de zonas con unas eficiencias negativas. Esto significa que el coeficiente de sensibilidad a la velocidad de deformación, m , es negativo, y la única explicación posible que se puede dar a este fenómeno es la existencia de varios mecanismos físicos (formación de cavidades, descohesiones, bandas de cizalladura, localización de la deformación,...etc.) que dan lugar a inestabilidades plásticas en la microestructura del material deformado.

En los mapas de procesado del acero inoxidable moldeado ferrítico, aparecen unas zonas caracterizados por unos mínimos negativos de eficiencia, lo cual hace pensar que estas zonas se deben evitar a la hora de conformar el acero moldeado ferrítico. Por el contrario, el dominio situado a altas temperaturas y que se extiende sobre casi toda la gama de velocidades de deformación es un dominio aconsejable para conformar este tipo de aceros.

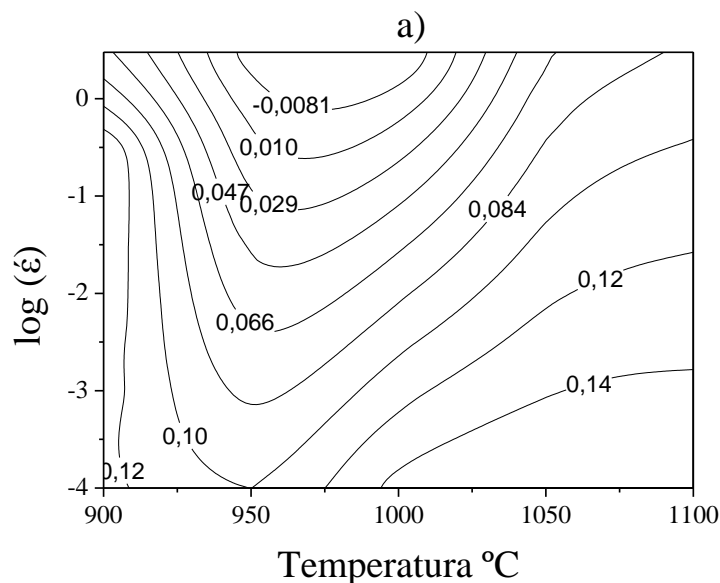
Tomando nota de la existencia en esta tarjeta de disipación de energía, una zona con rendimientos energéticos negativos (coeficiente m es negativo). Esto se explica por la existencia de varios mecanismos físicos (caries, pérdida de adherencia, bandas de corte, ... etc.). La producción de inestabilidades plásticas.

5.3.2 Mapas de predicción de la inestabilidad plástica basados en el DMM (Prasad y Narayana) obtenidos mediante las RNA

Los mapas de predicción de la inestabilidad plástica se desarrollan en base a los criterios continuos dados por las ecuaciones [64], [72] y [75]. La variación de los parámetros de inestabilidad $\bar{\xi}_{Prasad}$ y $\bar{\xi}_{Narayana}$ con la temperatura y la velocidad de deformación a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 se representan en las figuras (117-126). Las regiones de estos mapas donde los parámetros $\bar{\xi}(\dot{\epsilon})$ con valores negativos, se consideran como regiones inestables de fluencia^[7,11,36], por lo que no se recomiendan para la conformación de los aceros estudiados.

Podemos observar que los dominios caracterizados por un mínimo de eficiencia (figuras 117-126) corresponden a los valores mínimos de los parámetros de inestabilidad. Mientras que los dominios caracterizados por un pico de eficiencia en los mapas de procesado se corresponden a los valores máximos de los parámetros de inestabilidad.

En los mapas de inestabilidad correspondiente a la deformación $\epsilon = 0,6$, para los aceros M-1200, V-1200, V-30 y M-30, destaca un dominio de alta temperatura (1100-1150°C) y alta velocidad de deformación (3 s^{-1} y 10 s^{-1}) que puede considerarse como el más estable de todos los mapas. Esto no sucede para el dominio del acero dúplex moldeado, que se encuentra a alta temperatura (950-1000°C) pero bajas velocidades de deformación ($1\text{E}-4 \text{ s}^{-1}$).



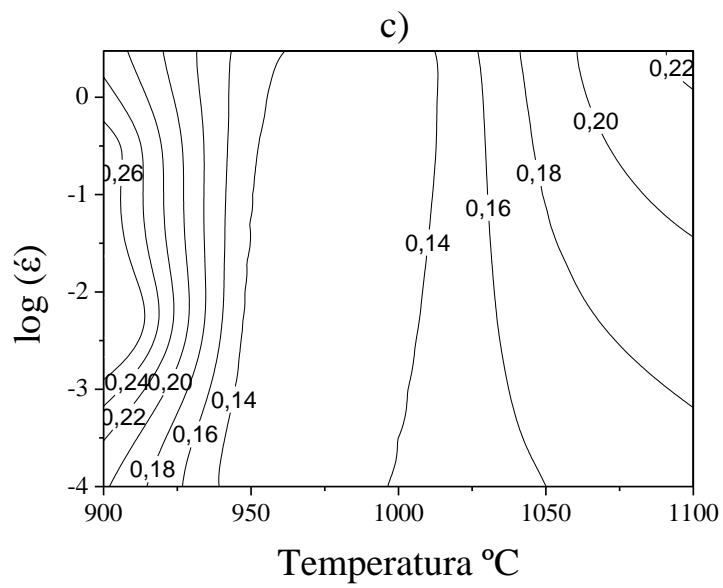
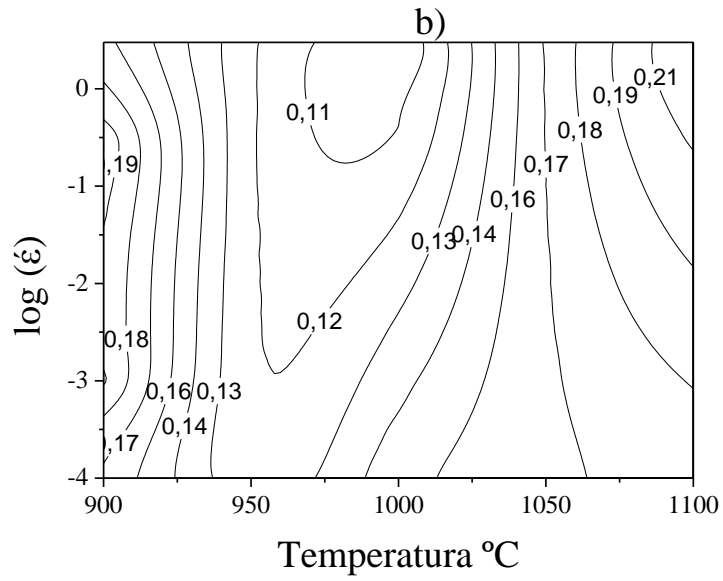
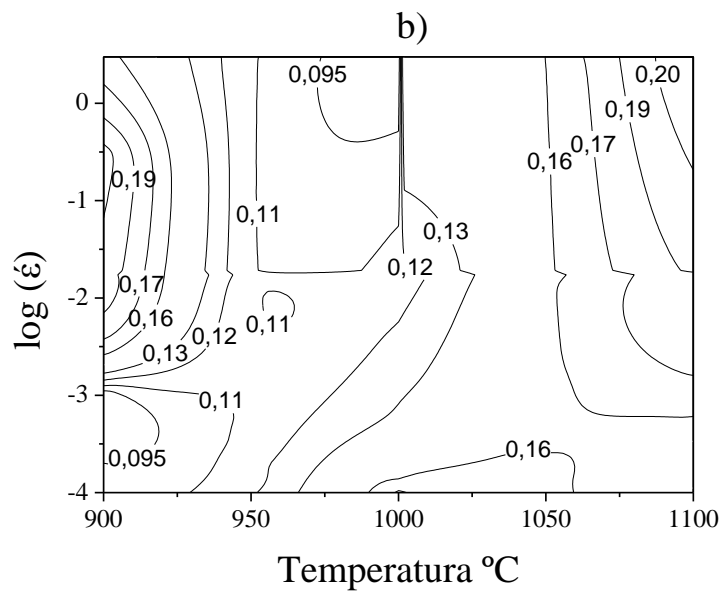
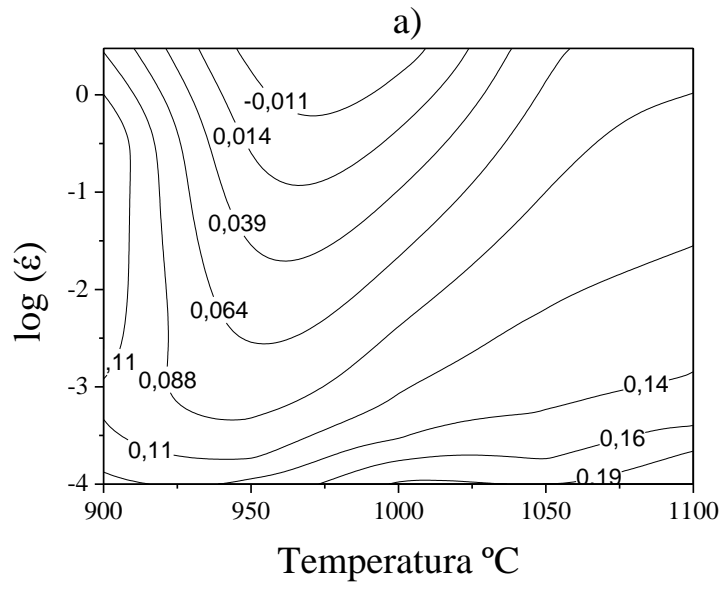


Figura 117. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ζ_{Prasad}) para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6



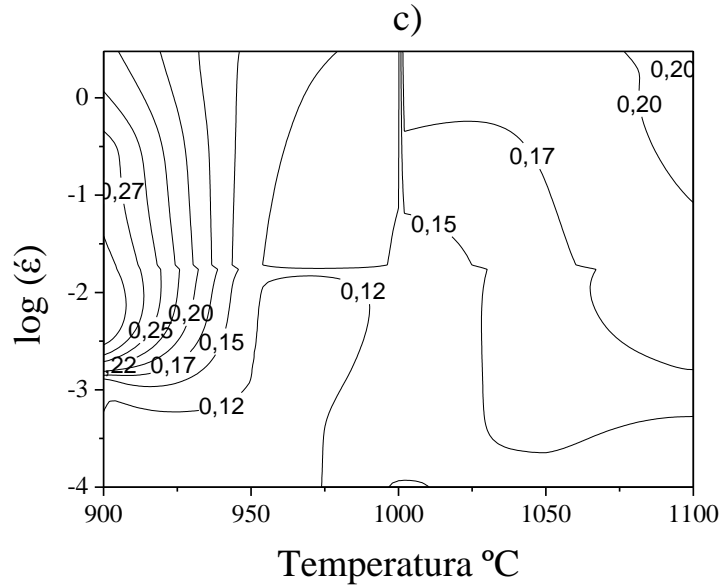
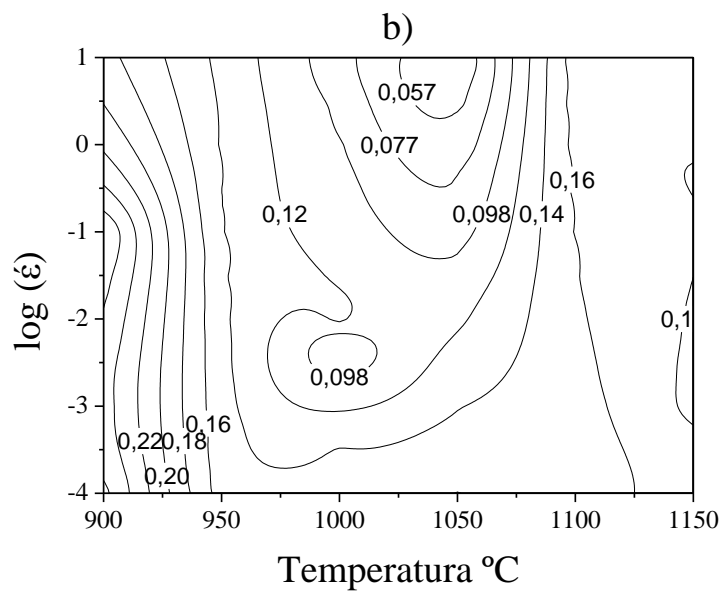
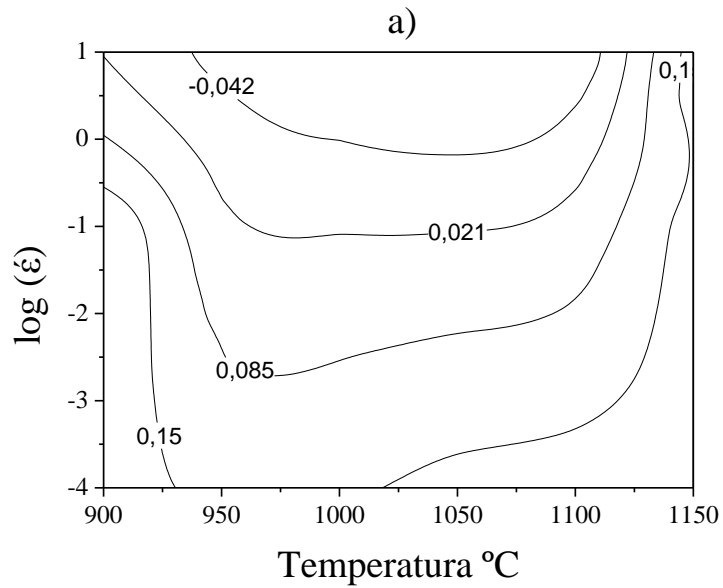


Figura 118. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0,2, b) 0,4 y c) 0,6

Los mapas de inestabilidad para el acero M-1200 (figuras 117-118) siguiendo los criterios de Prasad (ξ_P) y de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0,2, 0,4 y 0,6 encontramos los siguientes dominios:

- Para la deformación $\epsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio, tanto para Prasad como Narayana, que representa la fluencia inestable: para temperaturas de 975°C y velocidades de deformación $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Los dominios de estabilidad se encuentran, por un lado, para 900°C y velocidades de deformación entre 10^{-4} s^{-1} y 10^{-1} s^{-1} y por otro lado lo encontramos para la temperaturas entre 1000°C y 1100°C y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- Para la deformación $\epsilon = 0,4$ para temperaturas entre $975\text{-}1000^\circ\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ nos encontramos con una zona de inestabilidad, para ambos criterios. El dominio estable lo tenemos para la temperatura 900°C y 10^{-1} s^{-1} , y para 1100°C y velocidad de deformación $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- Para la deformación $\epsilon = 0,6$ no aparecen zonas con dominios inestables, ni para los criterios de Prasad, ni para los criterios de Narayana. Las zonas estables, para ambos criterios las encontramos para temperaturas de 900°C y velocidades de

deformación entre 10^{-1} s^{-1} y 10^{-3} s^{-1} . Esta zona representa la restauración dinámica (DRV). El otro dominio estable lo encontramos para $T=1100^\circ\text{C}$ y velocidades de deformación $\dot{\epsilon}=3 \text{ s}^{-1}$ y 900°C $\dot{\epsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$. Esta zona representa la recristalización dinámica (DRX).



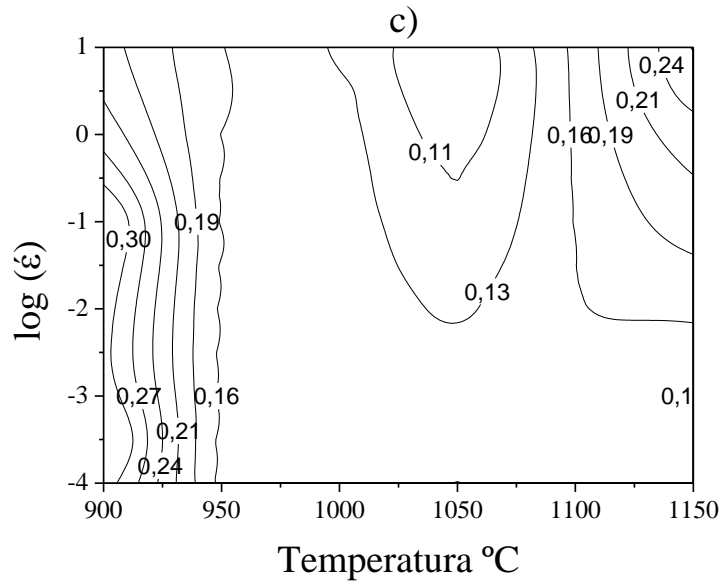
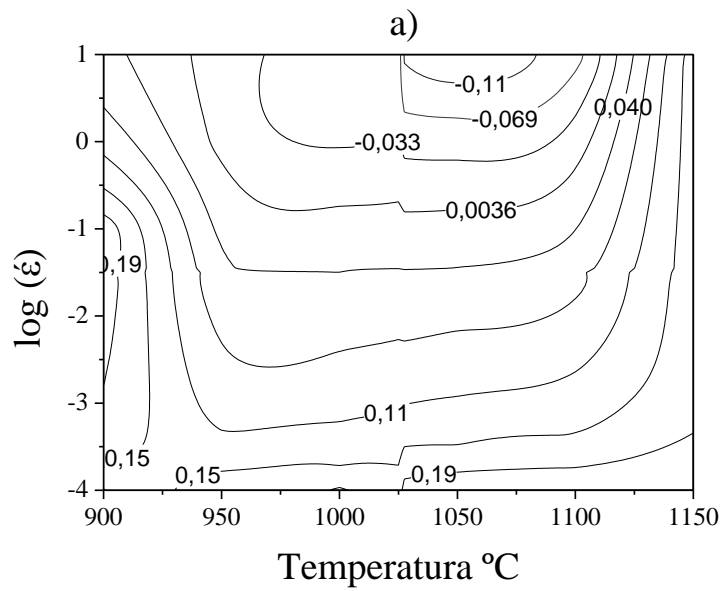


Figura 119. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ξ_{Prasad}) para la serie de ensayos V-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2 b) 0.4 y c) 0.6



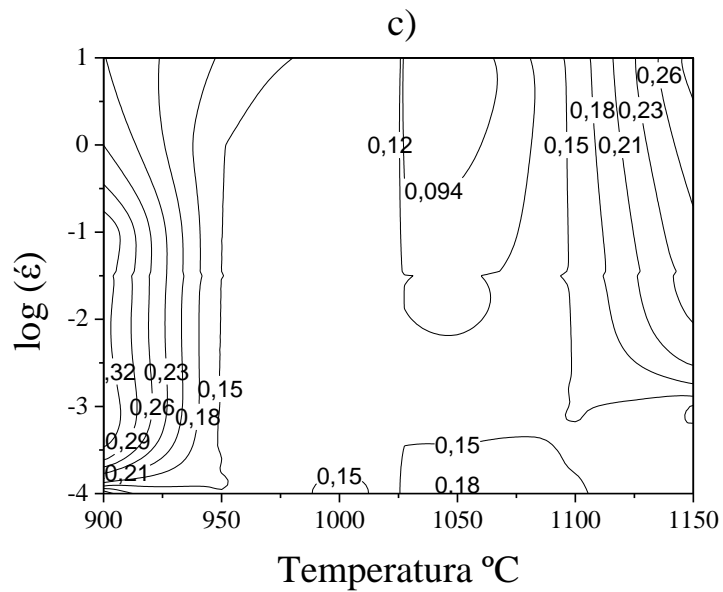
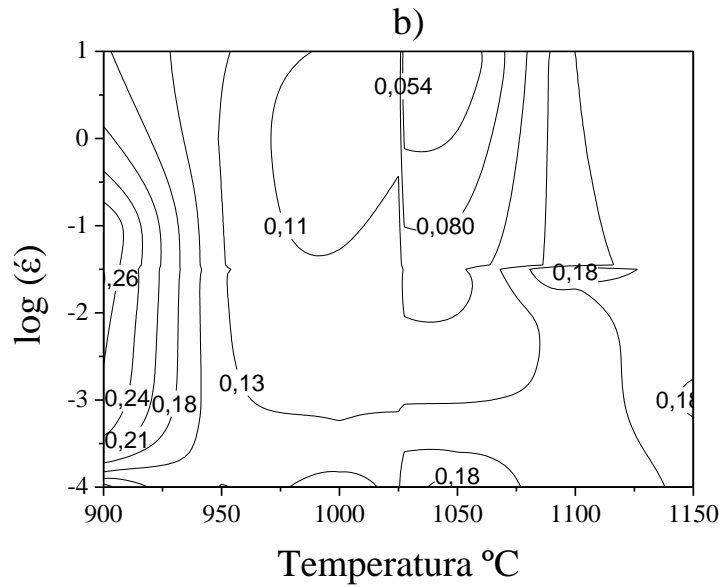
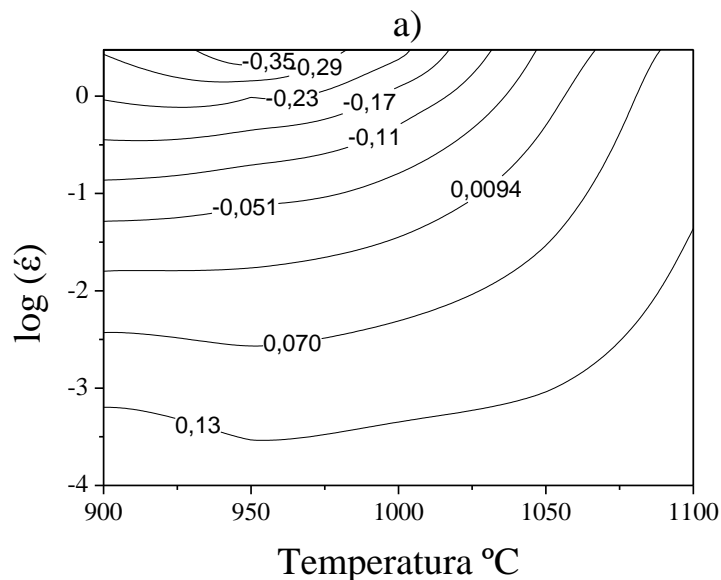


Figura 120. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero V-1200 (figuras 119-120) siguiendo los criterios de Prasad (ξ_P) y de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Para el criterio de Prasad, este dominio aparece para temperaturas entre 950°C y 1100°C y una $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$. Para el criterio de Narayana la temperatura se centra en 1075°C y la velocidad de deformación es la misma $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$. La zona de estabilidad para Prasad está para una temperatura de 900°C y velocidades de deformación entre 10^{-4} s^{-1} y 10^{-1} s^{-1} . En el caso de Narayana la temperatura es de 900°C y velocidades de deformación 10^{-1} s^{-1} y 10^{-2} s^{-1} .
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ para 1050°C y $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$ nos encontramos con una zona de inestabilidad, para ambos criterios. El dominio estable lo tenemos para la temperatura 900°C y 10^{-1} s^{-1} , y en el caso de Narayana también nos aparece otro dominio de estabilidad para temperaturas entre 1000°C y 1050°C y con una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon}=3 \text{ s}^{-4}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ la zona inestable la tenemos centrada en 1050°C y 10^{-1} s^{-1} para ambos de los criterios. La zona estable la tenemos en ambos criterios para 900°C para $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$ y para $T=1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon}=10 \text{ s}^{-1}$. La primera zona es de restauración dinámica (DRV) y la segunda de recristalización dinámica (DRX).



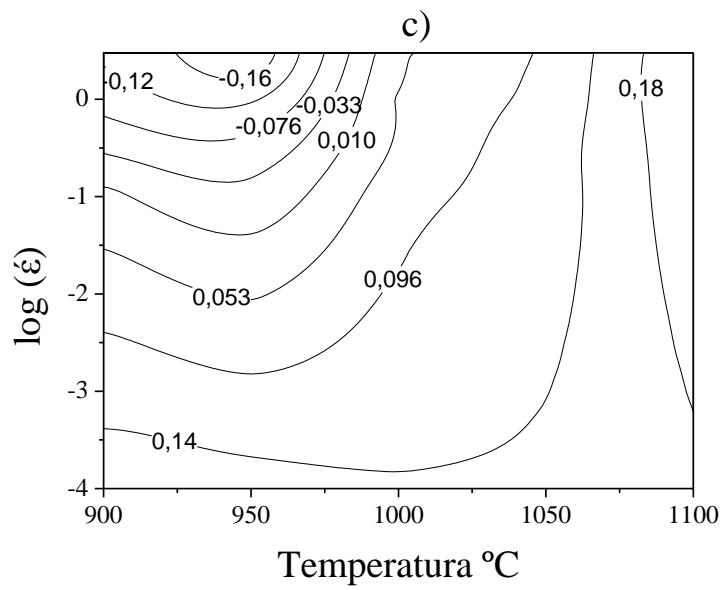
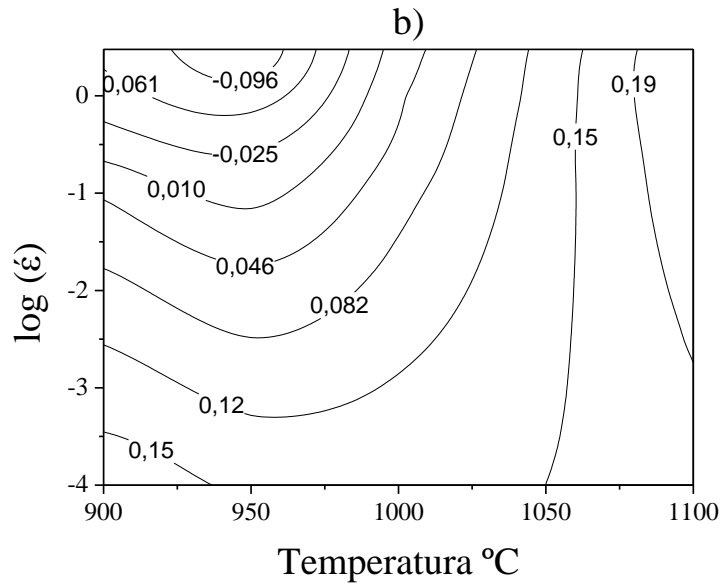
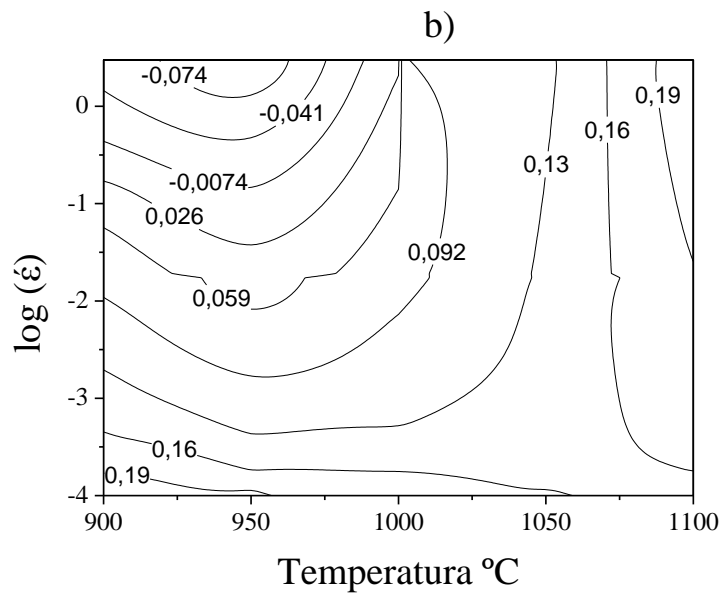
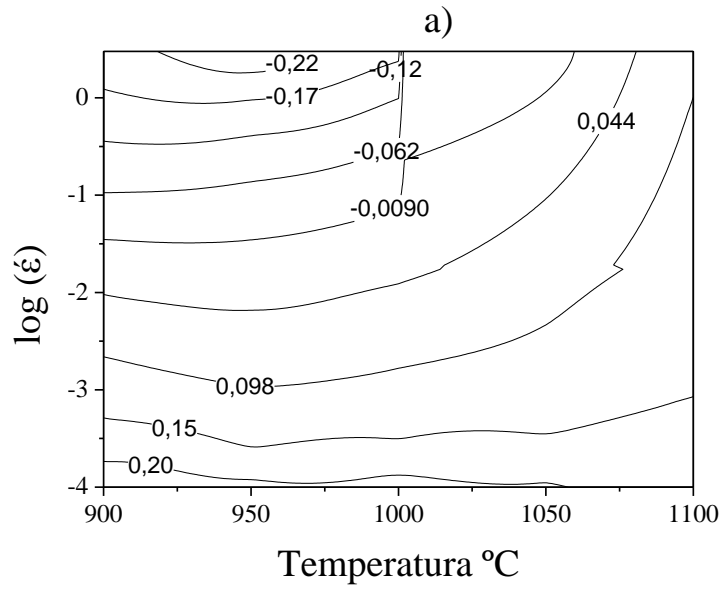


Figura 121. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ξ_{Prasad}) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6



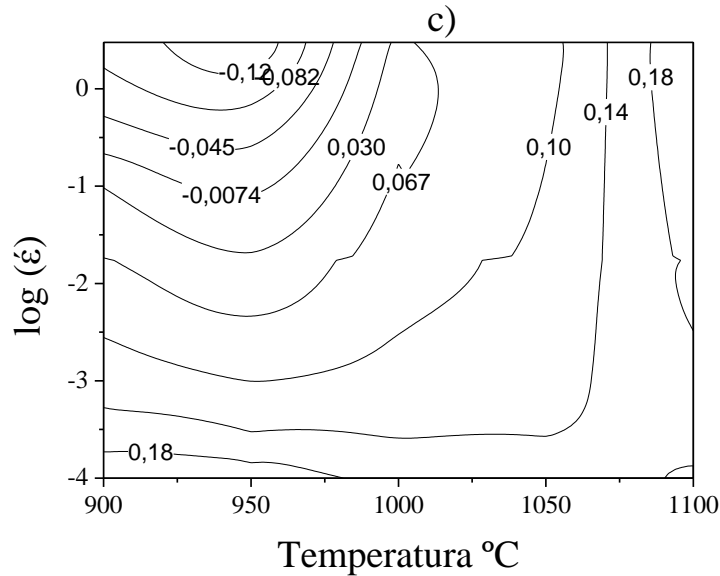
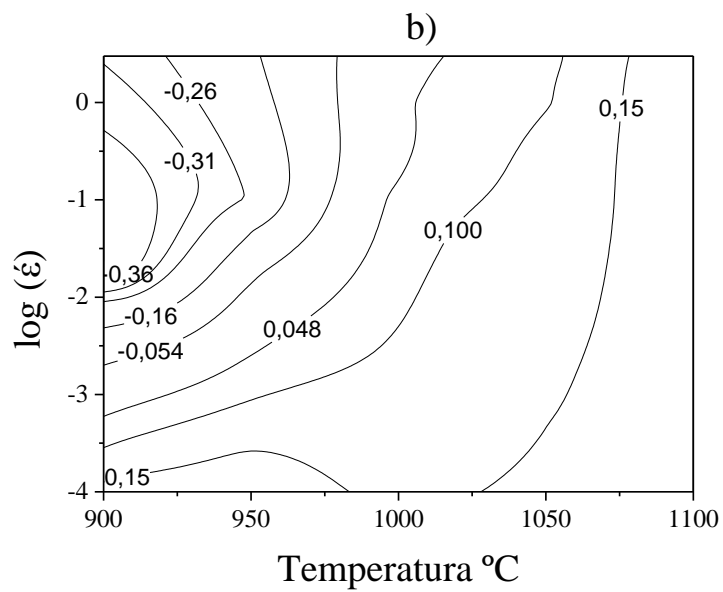
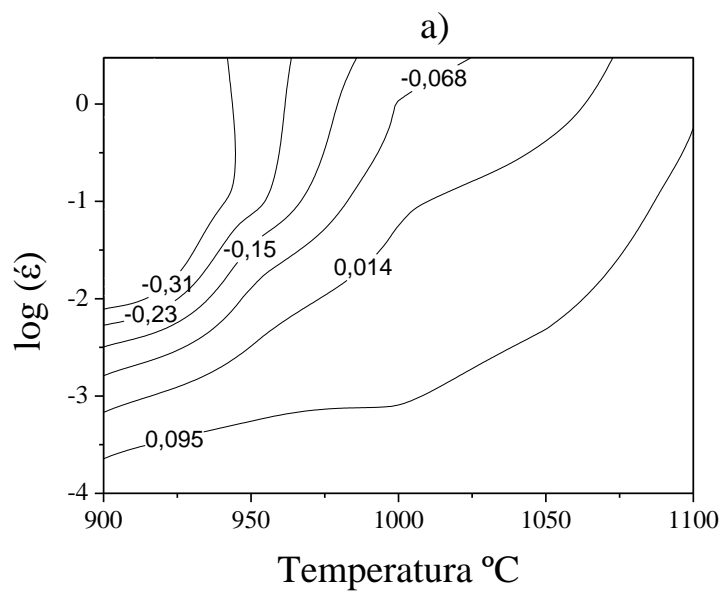


Figura 122. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero V-30 min (figuras 121-122) siguiendo los criterios de Prasad (ξ_P) y de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Este dominio aparece para temperaturas entre 950°C y 975°C y una $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$, tanto para para el criterio de Prasad y de Narayana.
- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ y $T=950^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ nos encontramos con una zona de inestabilidad, para ambos criterios. El dominio estable lo tenemos para la temperatura 900°C y 10^{-4} s^{-1} , para ambos criterios, y en el caso de Narayana también nos aparece otro dominio de estabilidad para temperaturas entre 1100°C y velocidades de deformación entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} .
- c) Para la deformación $\epsilon = 0,6$ no aparecen, tanto para Prasad y Narayana, una zona inestable, centrada en 950°C y 3 s^{-1} . La zona estable la tenemos en ambos criterios para $T=1100^{\circ}\text{C}$ entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} . En el mapa de Narayana nos aparece también una zona estable entre 900°C y 950°C para y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.



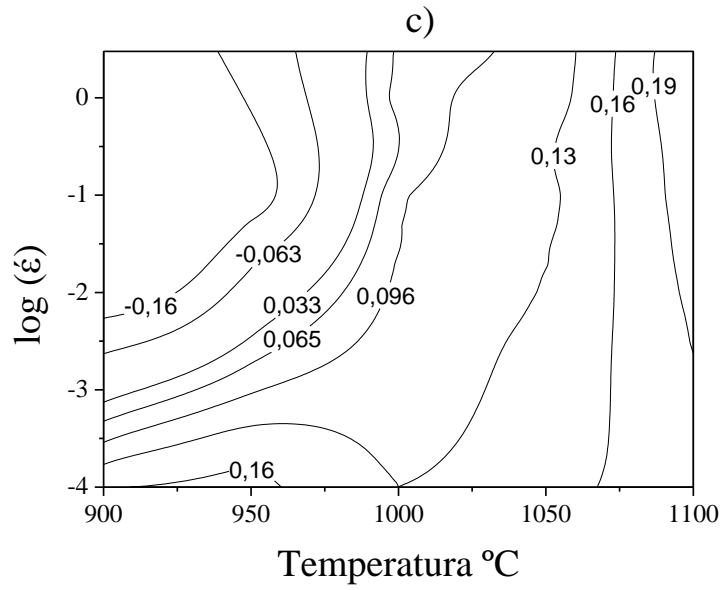
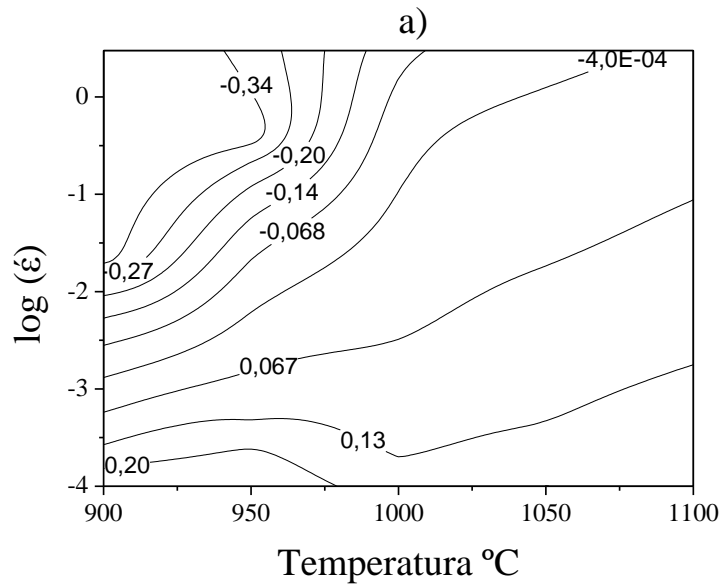


Figura 123. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ξ_{Prasad}) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6



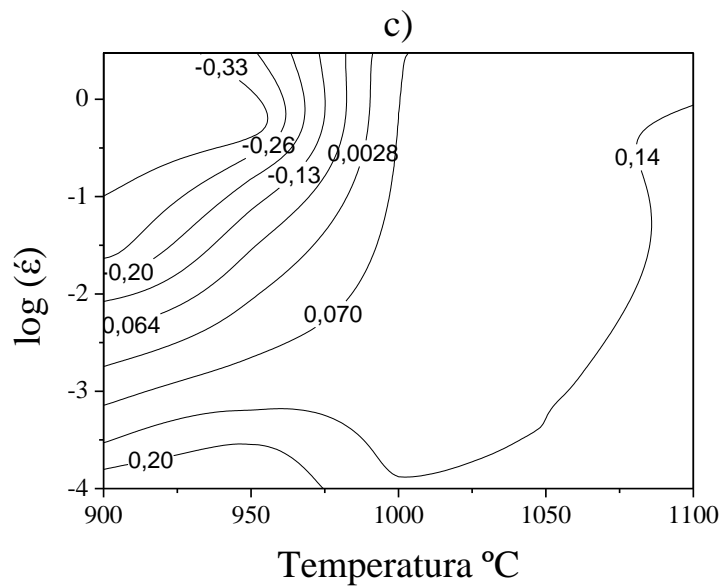
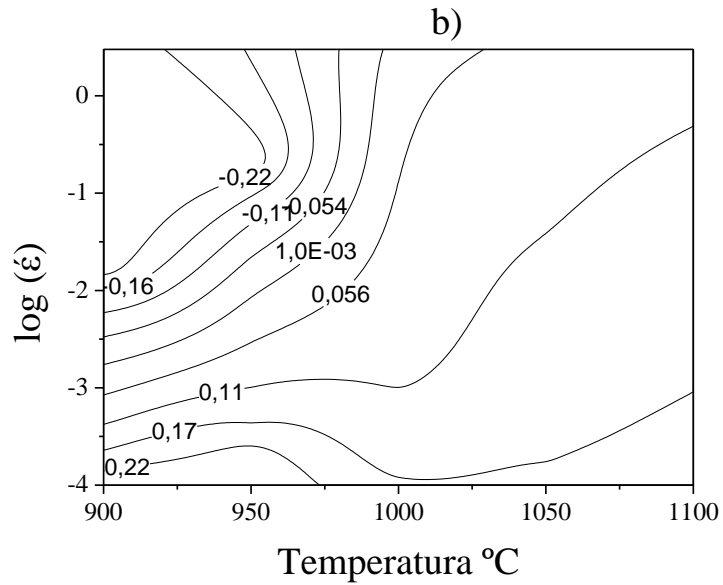
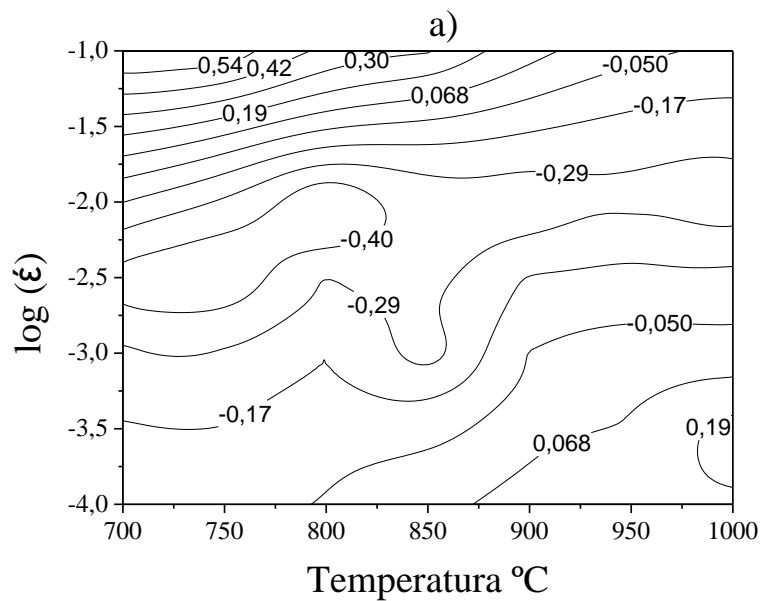


Figura 124. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero M-30 min (figuras 123-124) siguiendo los criterios de Prasad (ξ_P) y de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Este dominio aparece para 900°C y velocidades de deformación entre 10^{-3} s^{-1} y 3 s^{-1} , tanto para para el criterio de Prasad y de Narayana. La zona estable la encontramos en Narayana entre 900°C y 950°C y una $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ tanto para Prasad y Narayana nos encontramos con una zona de inestabilidad para 900°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$ y la zona estable entre 900°C y 950°C para una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ no aparecen, tanto para Prasad y Narayana, una zona inestable, centrada en 900°C y 10^{-2} s^{-1} . Las zona estables las tenemos en ambos criterios para 900°C y velocidad de deformación entre $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y para $T = 1000^{\circ}\text{C}$ y deformaciones entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} .



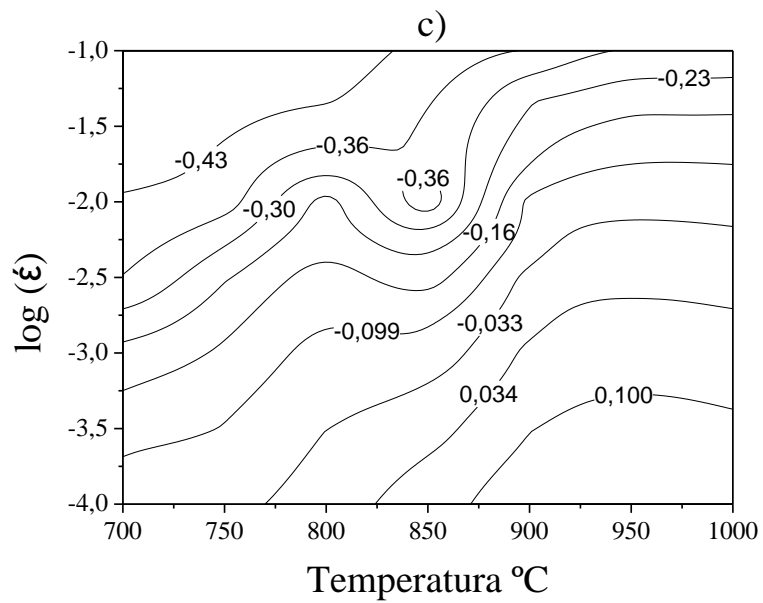
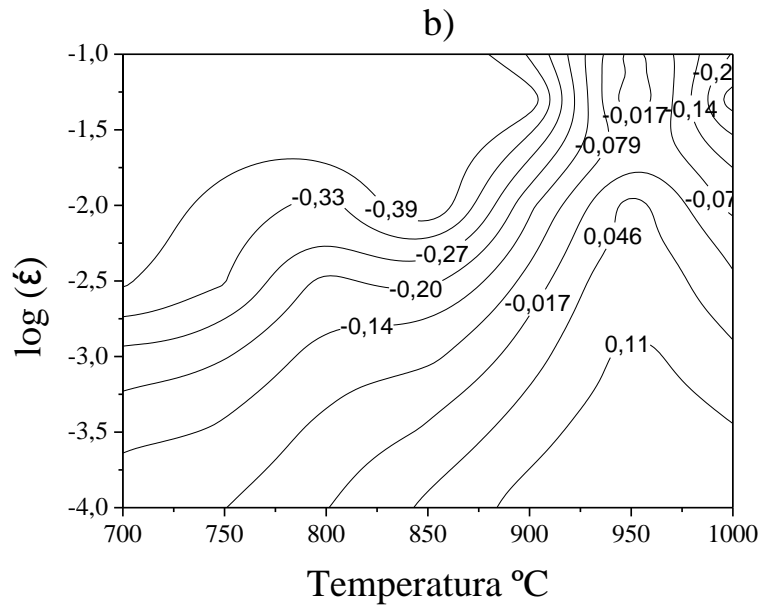
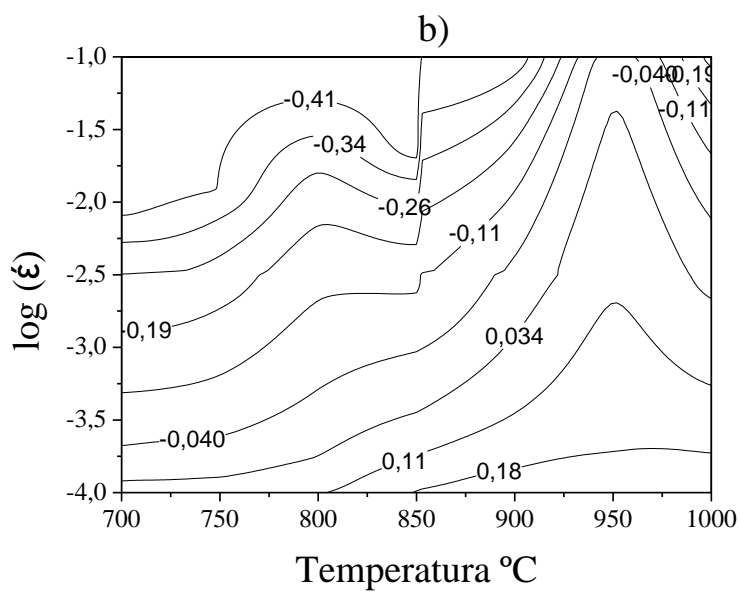
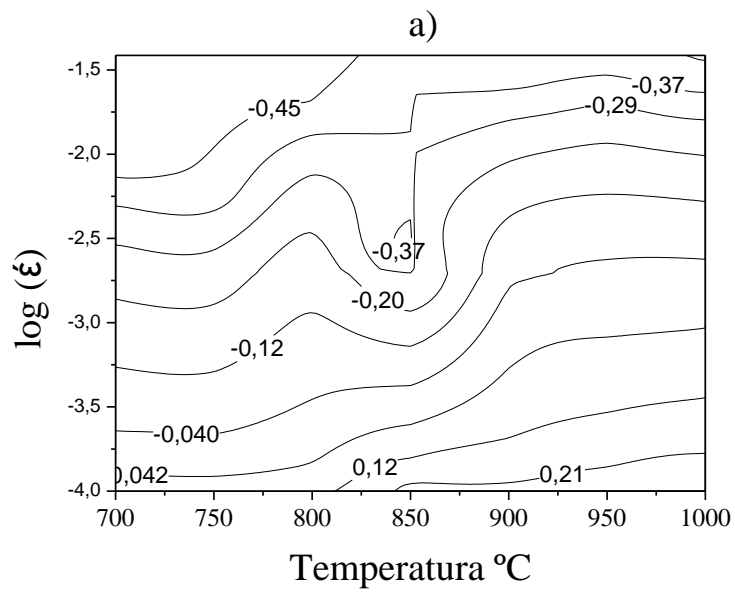


Figura 125. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Prasad (ξ_{Prasad}) para la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.



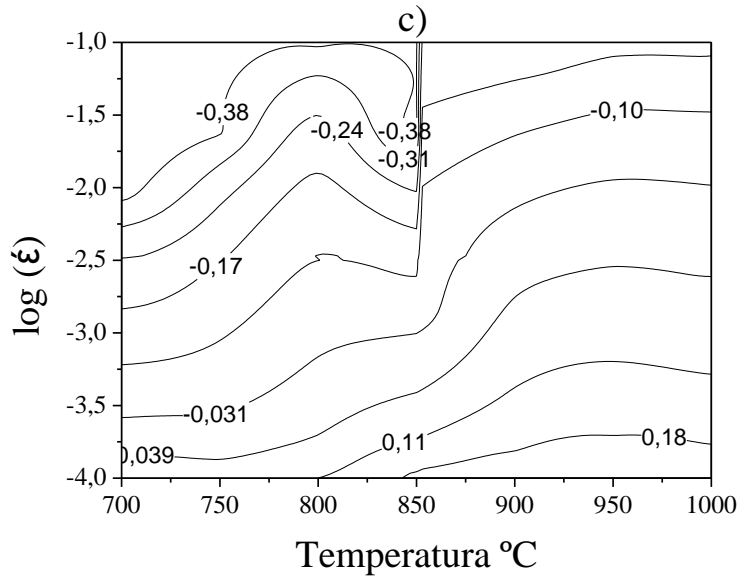


Figura 126. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos del acero dúplex moldeado, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero dúplex moldeado (figuras 125-126) siguiendo los criterios de Prasad (ξ_P) y de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Este dominio aparece para 700°C - 750°C y velocidades de deformación entre 10^{-2} s^{-1} y 10^{-1} s^{-1} , tanto para para el criterio de Prasad y de Narayana. La zona estable la encontramos, para ambos criterios, a altas temperaturas 900°C y 1000°C y una $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ tanto para Prasad y Narayana nos encontramos con dos zonas de inestabilidad, se mantiene la misma zona que en la deformación $\varepsilon = 0,2$ y nos aparece otra para 1000°C y 10^{-1} s^{-1} . La zona estable permanece en temperaturas de 900°C y 1000°C para una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ continúan las mismas zonas. Una zona inestable, centrada en 700°C - 750°C y 10^{-2} s^{-1} y 10^{-1} s^{-1} . Las zona estables las tenemos en

ambos criterios para altas temperaturas 900°C y 1000°C y una velocidad de deformación entre $\dot{\epsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$.

En el caso de los aceros microaleados (figuras 117-124), los mapas de variación del parámetro de inestabilidad con la temperatura y la velocidad de deformación aparecen, en algunos casos, dominios con zonas de inestabilidades microestructurales^[9-21], cuyo parámetro de inestabilidad es negativo, sobre todo a bajas o intermedias temperaturas y altas velocidades de deformación.

Sin embargo, estos mapas (en el caso del *VI200* y *MI200*) indican que las regiones donde se prevé la aparición de los procesos de restauración dinámica y la recristalización dinámica son las regiones más estables del mapa. En estas regiones el parámetro de inestabilidad toma valores positivos y alcanza sus máximos en los dominios representantes del proceso de la recristalización dinámica de pico simple. Estos mapas los encontramos para altas temperaturas y velocidades de deformación.

Se realizaron estudios de microscopía de barrido para comprobar los resultados obtenidos en los mapas, no apareciendo inestabilidad de ningún tipo.

En el caso del acero moldeado dúplex (figuras 125-126) también nos aparecen algunos dominios con zonas de inestabilidades microestructurales, parámetro de inestabilidad negativo, para temperaturas entre 700-750°C y velocidades de deformación $1\text{E-}1 \text{ s}^{-1}$. Estas zonas deben evitarse durante la conformación en caliente del acero dúplex moldeado, estas zonas están caracterizadas por el mínimo negativo del rendimiento energético (figura 125 (c) y 126 (c)). En estas zonas pueden aparecer grietas y bandas de cizalladura.

Para corroborar los resultados obtenidos, se realizó en esta investigación, un estudio de microscopía de barrido en muestras deformadas a diferentes combinaciones de temperaturas y velocidades de deformación. En la figura 127, correspondientes a las microestructuras deformadas (700°C, $1\text{E-}1 \text{ s}^{-1}$) y (750°C, $1\text{E-}1 \text{ s}^{-1}$) muestra la aparición de grietas y cavidades, preferentemente ubicados en interfase $\alpha - \gamma$. La presencia de un gran número de precipitados y coalescencia son probablemente en el origen de estos mecanismos de inestabilidad. Además, se observa la existencia de bandas de corte orientado 45° del eje de compresión (figura 127 (a)).



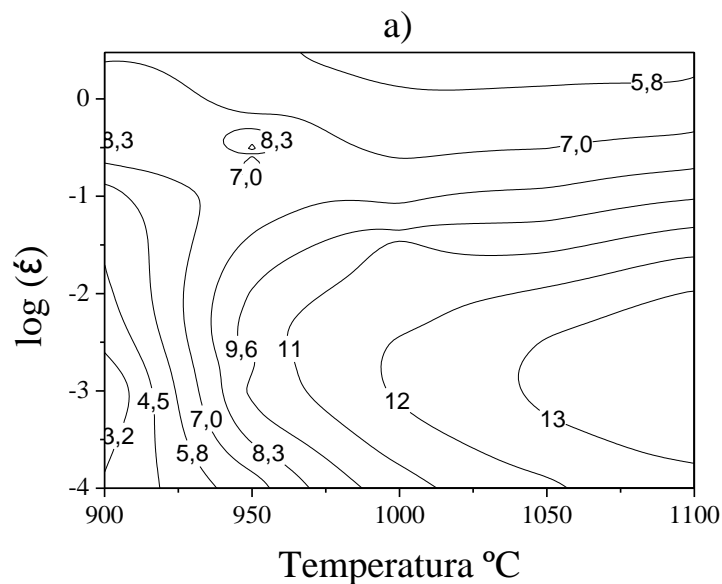
a)

b)

Figura 127. Imágenes SEM de las muestras deformadas: a) 700°C y 1 E-1 s^{-1} y b) 750°C y 1 E-1 s^{-1}

5.3.3 Mapas de predicción de la inestabilidad plástica basados criterios fenomenológicos (Semiatin) obtenidos mediante las RNA

Los mapas de inestabilidad son construidos en base al criterio fenomenológico desarrollado por *Semaitin, Jonas y Lahoti* [59,76,78] y a la variación del al parámetro $\xi_S(T, \dot{\epsilon})$ (la letra *S* hace referencia a *Semiatin* uno de los autores del criterio fenomenológico) obtenido a partir de las ecuaciones [100-105]. Estos mapas que predicen la inestabilidad plástica se desarrollan en base a los criterios fenomenológicos dados por la ecuaciones [85-87]. La tendencia de un material a desarrollar zonas de concentración de la deformación (α) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 se representan en las figuras (128-131). Las regiones de estos mapas donde los parámetros $\alpha(\dot{\epsilon})$ toma valores inferiores a 5, se consideran como regiones inestables de fluencia [105], mientras que los valores superiores a 5 representan las regiones estables por lo que se recomiendan para la conformación de los aceros estudiados.



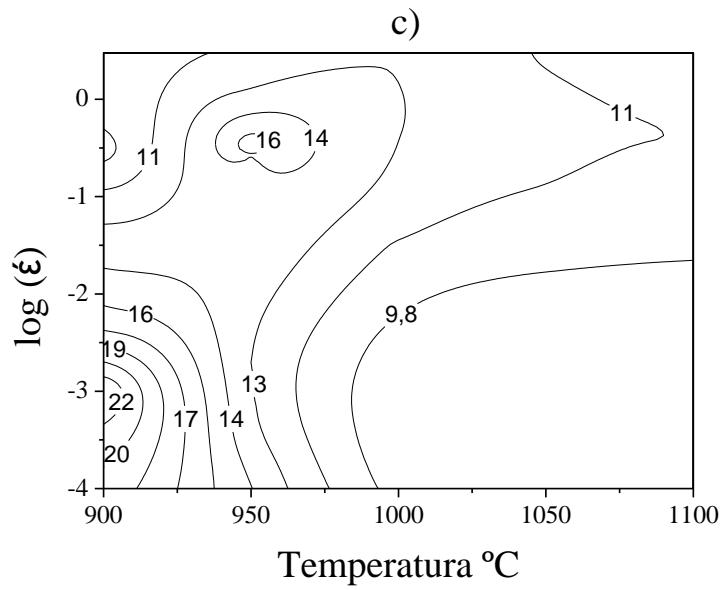
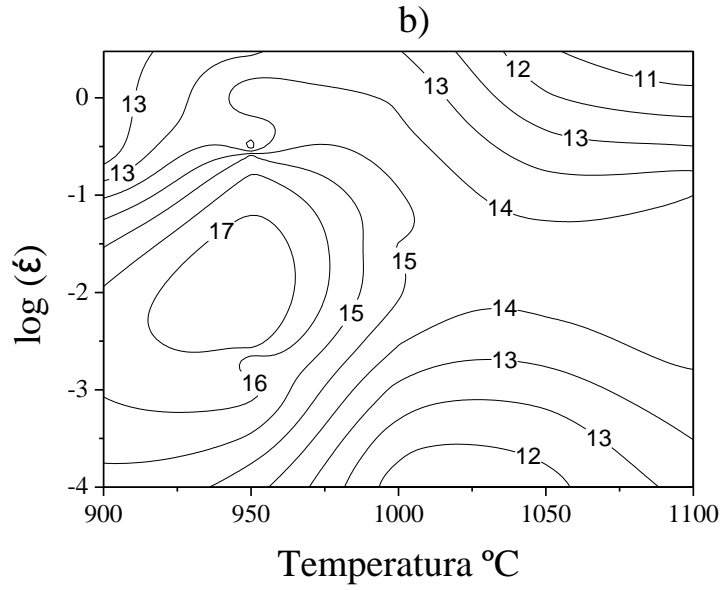
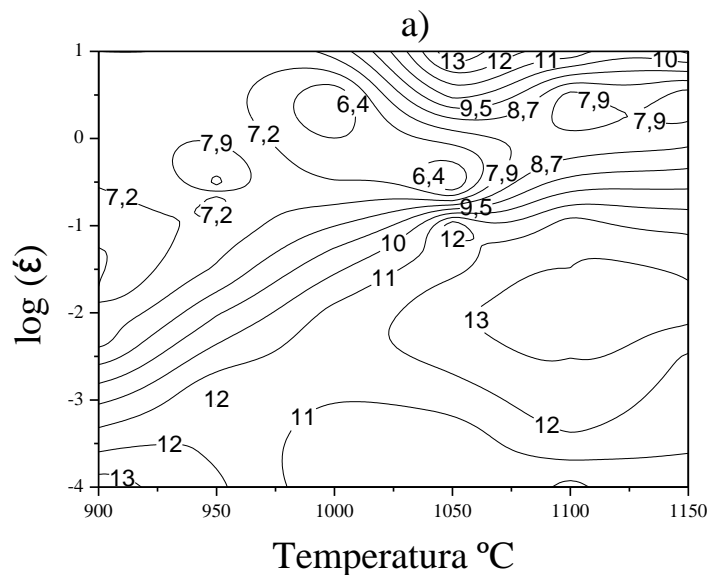


Figura 128. Mapas de contornos de iso-eficiencia del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero M-1200 (figura 128) siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_S) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-3} \text{ s}^{-1}$ y en segundo dominio para temperaturas comprendidas entre $1000-1100^{\circ}\text{C}$. Estos dominios se caracterizan por tener un valor de α inferior a 5. Por otro lado tenemos un dominio de fluencia estable para la temperatura de 1100°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-3} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen tres dominios de fluencia inestable. El primero nos encontramos para 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$, el segundo para $1000-1050^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, dominio que representa la recristalización dinámica cíclica (CDRX) y el tercero para 1100°C y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$, recristalización dinámica (DRX). Nos aparece un dominio de fluencia estable para 930°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-2} \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ tenemos los dominios inestables que nos aparecen a 1100°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y 900°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$. Encontramos fluencia estable para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-3} \text{ s}^{-1}$, correspondientes a la restauración dinámica (DRV).



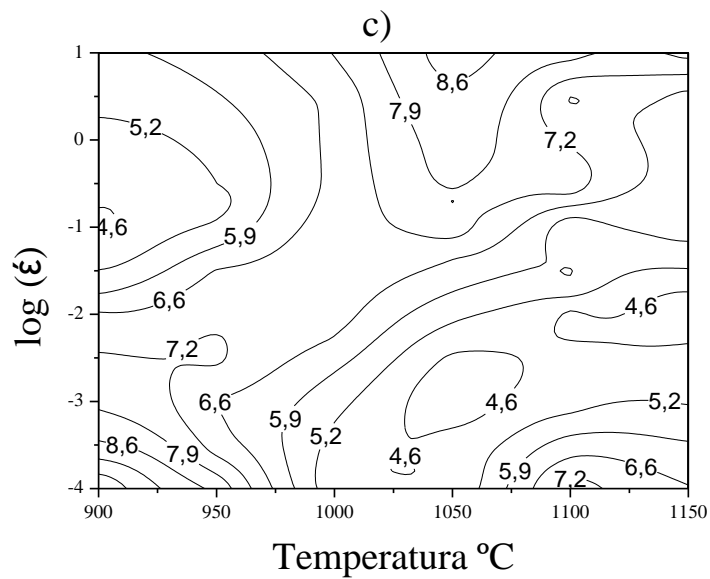
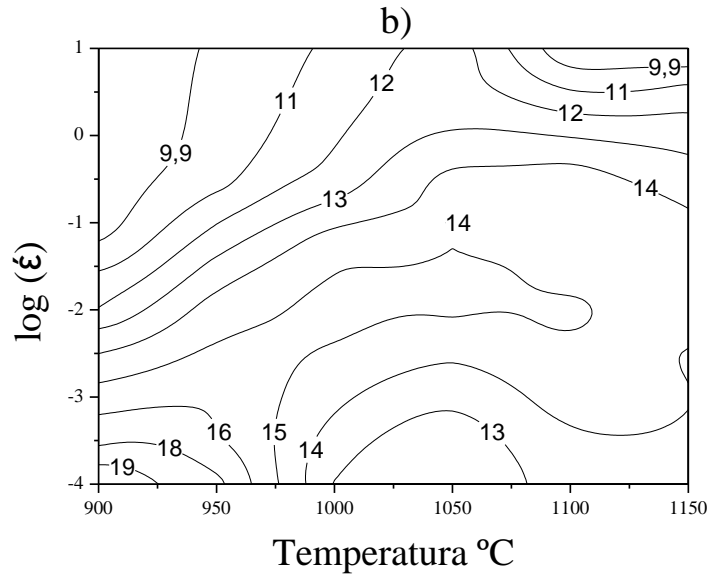
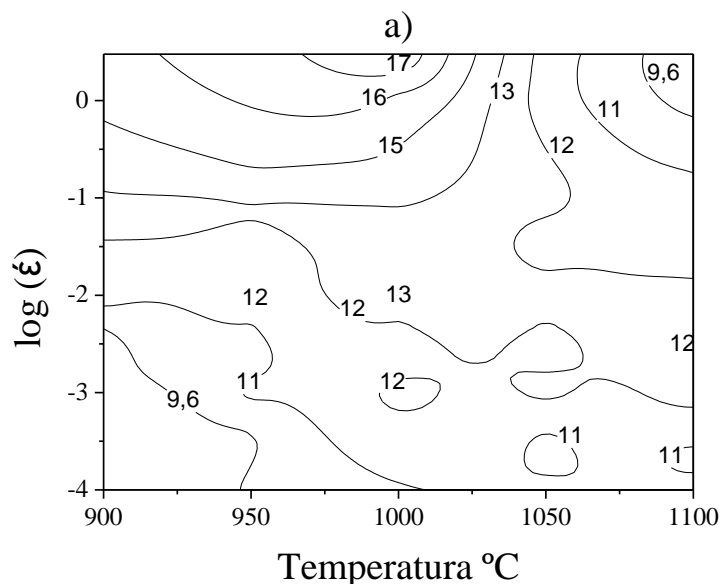


Figura 129. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-1200, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero V-1200 (figura 129) siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$ y en segundo dominio para 1100°C de temperatura y $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$. Por otro lado tenemos la fluencia estable que nos aparecen para dominios de temperatura 900°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y 1050°C $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios de fluencia inestable. El primero nos lo encontramos para 900°C y velocidades de deformación que van desde 1 s^{-1} a 10 s^{-1} , el segundo para temperaturas entre $1100-1150^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$, dominio que representa la recristalización dinámica cíclica (CDRX). Nos aparecen dos dominios de fluencia estable, el primero para 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, y el segundo dominio para 1050°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparece fluencia inestable para 900°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$, corresponde a la restauración dinámica (DRV), en esta zona el valor de α es inferior a 5. Los dominios estables nos aparecen para 900°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ (DRV), 1100°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$ (CDRX) y por último para 1050°C y velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$, correspondientes a la recristalización dinámica (DRX).



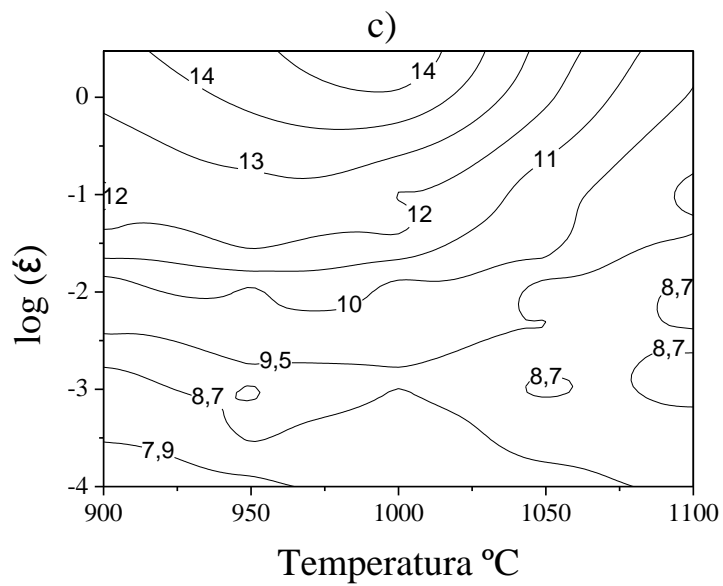
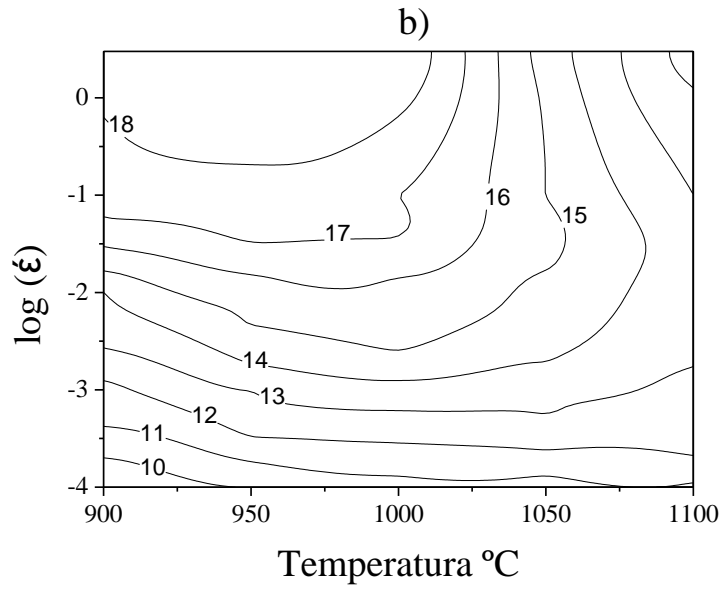
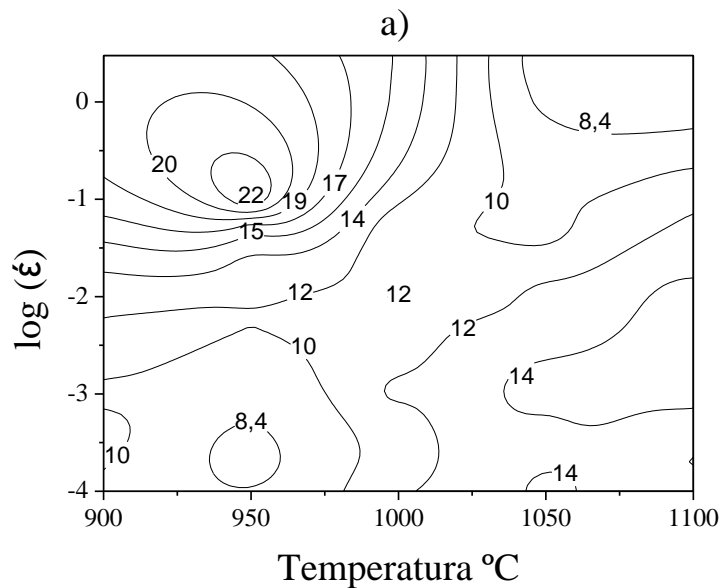


Figura 130. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6.

Los mapas de inestabilidad para el acero V-30 (figura 130) siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y en segundo dominio para 1100°C de temperatura y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Por otro lado tenemos la fluencia estable que nos aparecen para 1000°C de temperatura y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparece a 900°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ que nos representa un dominio de inestabilidad plástica. El dominio de fluencia estable aparece en dominios para temperaturas comprendidas entre 900°C y 1000°C para velocidades de deformación de $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparece fluencia inestable para 900°C y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, mientras que la fluencia estable está centrada a 1000°C y velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.



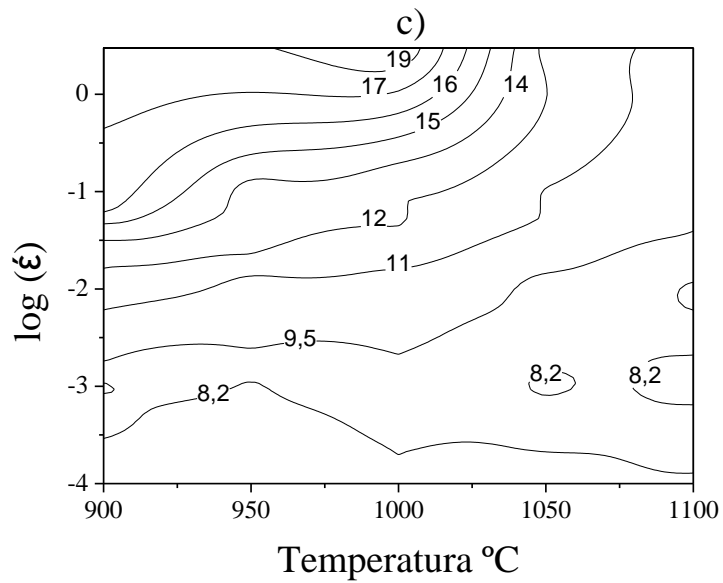
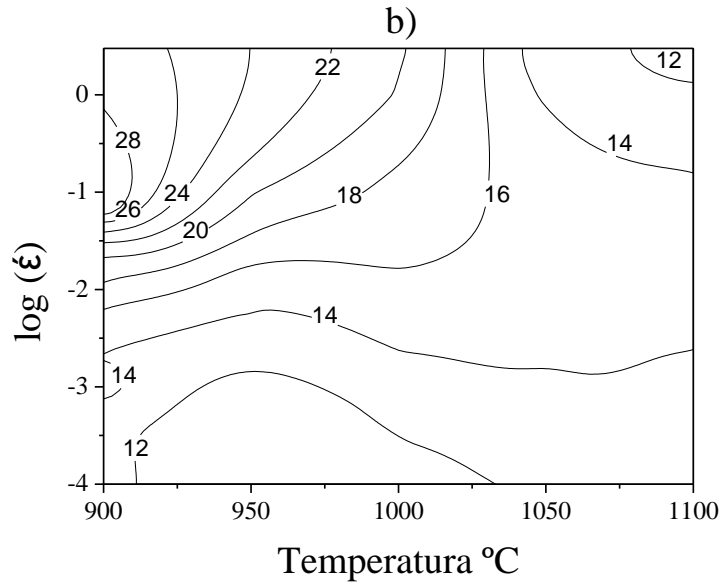


Figura 131. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-30, obtenidas mediante la RNA, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad para el acero M-30 (figura 131) siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

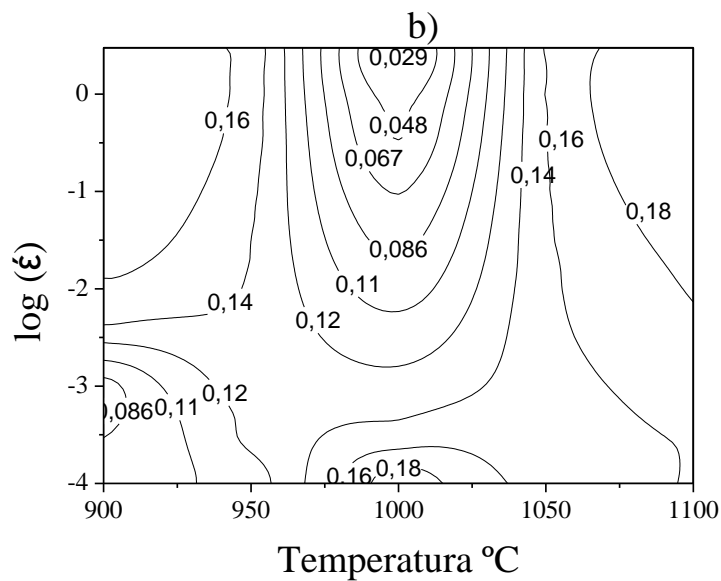
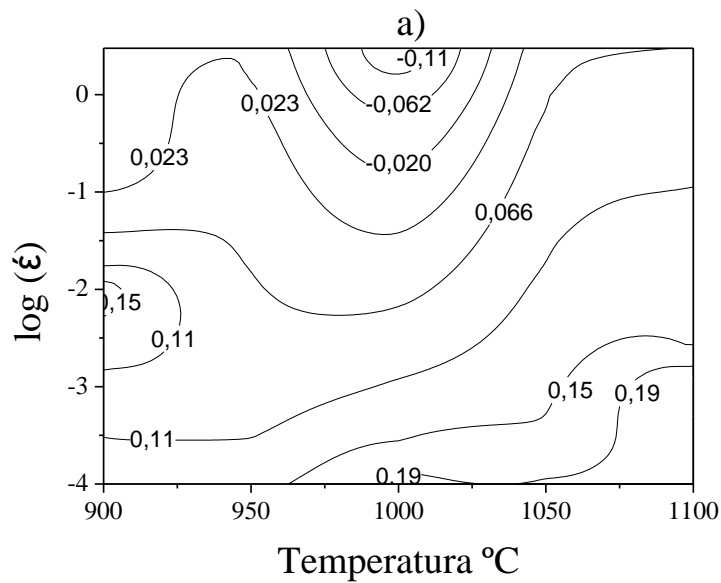
- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación entre $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y $\dot{\varepsilon}=10^{-3} \text{ s}^{-1}$. El segundo dominio para temperaturas entre 1075°C y 1100°C para $\dot{\varepsilon}=3 \text{ s}^{-1}$. Por otro lado tenemos la fluencia estable que nos aparecen para 950°C de temperatura y $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$ y para 1050°C y $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios de inestabilidad. El primero para temperaturas entre 925°C y 1025°C con una $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$, y el segundo para 1100°C y $\dot{\varepsilon}=3 \text{ s}^{-1}$. El dominio de fluencia estable está para 900°C y $\dot{\varepsilon}=10^{-1} \text{ s}^{-1}$, restauración dinámica (DRV).
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ nos aparece fluencia inestable para temperaturas entre 900°C y 1100°C para velocidades de deformación $\dot{\varepsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$, mientras que la fluencia estable está centrada a 1000°C y velocidad de deformación $\dot{\varepsilon}=3 \text{ s}^{-1}$.

Los mapas basados en criterios fenomenológicos no concuerdan con los obtenidos basados en el DMM, es decir, con los mapas de inestabilidad de Prasad, Narayana y con los de disipación de la energía.

Para los aceros estudiados en esta tesis, parece ser que el criterio fenomenológico de inestabilidad no proporciona suficiente información para predecir los cambios microestructurales susceptibles de producirse durante el proceso de conformado en caliente. Además, el carácter empírico de este criterio hace difícil la interpretación de sus mapas de inestabilidad. Cabe señalar que el valor constante de 5 expresado en la ecuación [58] se ha utilizado para detectar la localización de la fluencia durante la deformación en caliente del titanio y sus aleaciones^{[21,31,32][19,36,38]}. Para otros materiales, este valor constante puede ser diferente, y su validez debe ser comprobada por estudios microestructurales exhaustivos.

5.3.4 Mapas experimentales de predicción de la inestabilidad plástica basados en el criterio desarrollado Narayana.

En la literatura, no disponemos los mapas de inestabilidad plástica de Narayana para los aceros microaleados M-1200, V-30 y M-30. Para poder compararlos con los obtenidos mediante la red neuronal, en este punto se desarrollan los mapas experimentales. A continuación se representan estos mapas (figuras 132-137).



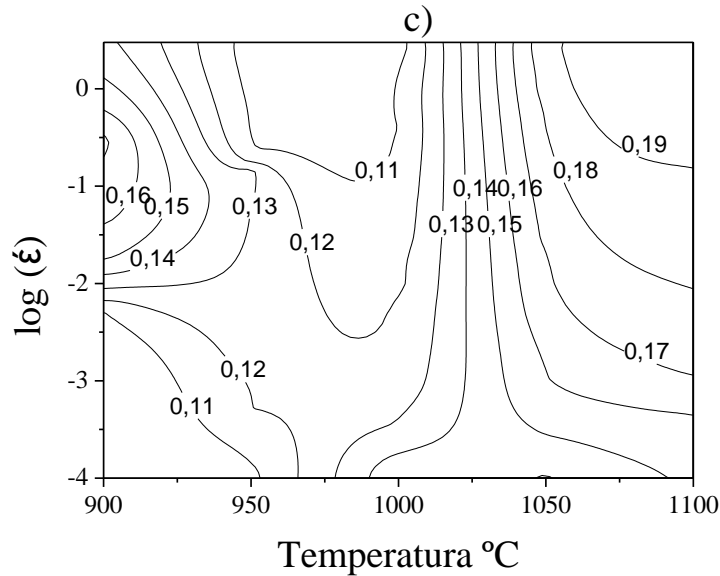
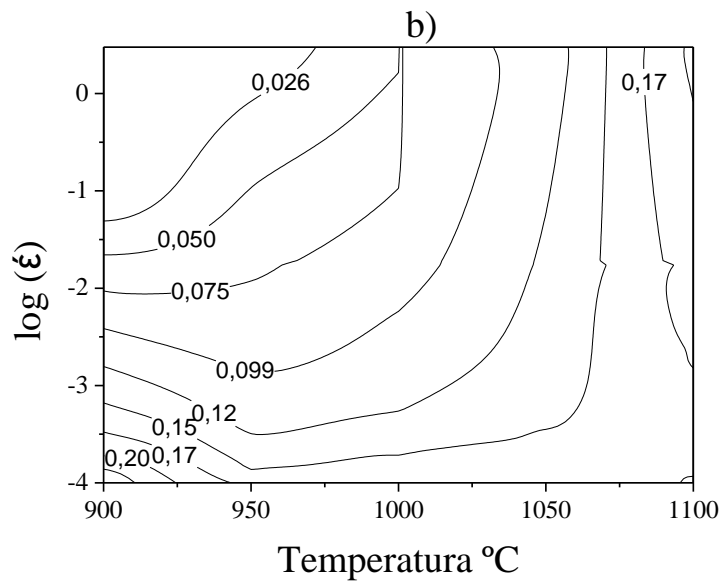
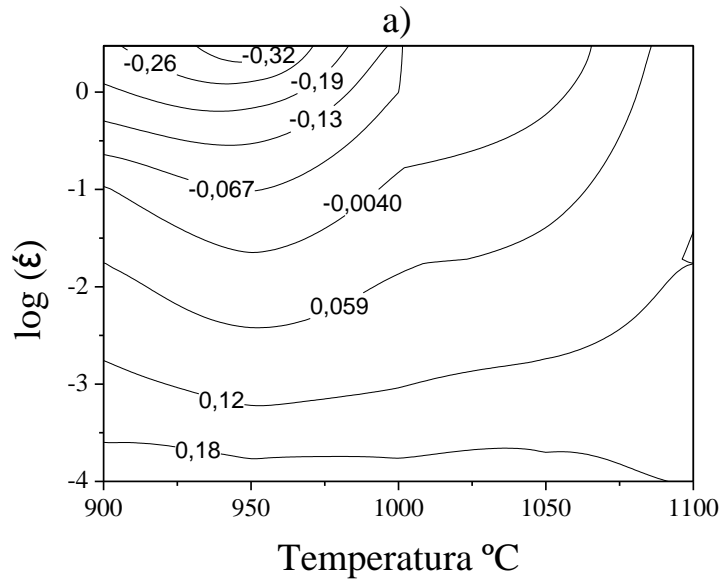


Figura 132. Mapas de contornos de iso-eficiencia del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-1200, experimentales, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero M-1200 (figura 132), utilizando el criterio de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio que representa la fluencia inestable: para temperaturas de 975°C y velocidades de deformación $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Los dominios de estabilidad se encuentran, por un lado, para 900°C y velocidades de deformación entre 10^{-2} s^{-1} y por otro lado lo encontramos para la temperaturas entre 1000°C y 1100°C y $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ para temperaturas entre 1000°C y $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ es inestable. Para 900°C y $\dot{\epsilon} = 10^{-3} \text{ s}^{-1}$ nos encontramos con otra zona de inestabilidad. Los dominios estable los tenemos para la temperatura 900°C y 10^{-1} s^{-1} , y para 1100°C y velocidad de deformación $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- c) Para la deformación $\epsilon = 0,6$ no aparecen zonas con dominios inestables. Las zonas estables las encontramos para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación de 10^{-1} s^{-1} . Esta zona representa la restauración dinámica (DRV). El

otro dominio estable lo encontramos para $T=1100^{\circ}\text{C}$ y velocidades de deformación $\dot{\epsilon}=3\text{ s}^{-1}$. Esta zona representa la recristalización dinámica (DRX).



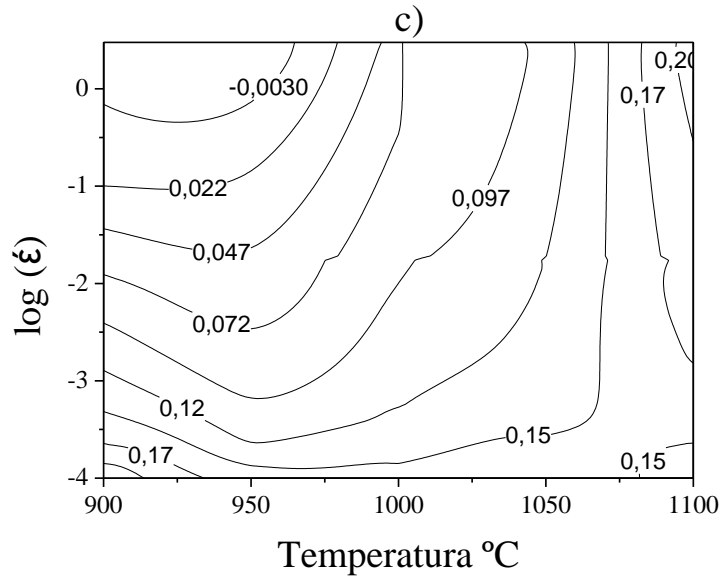
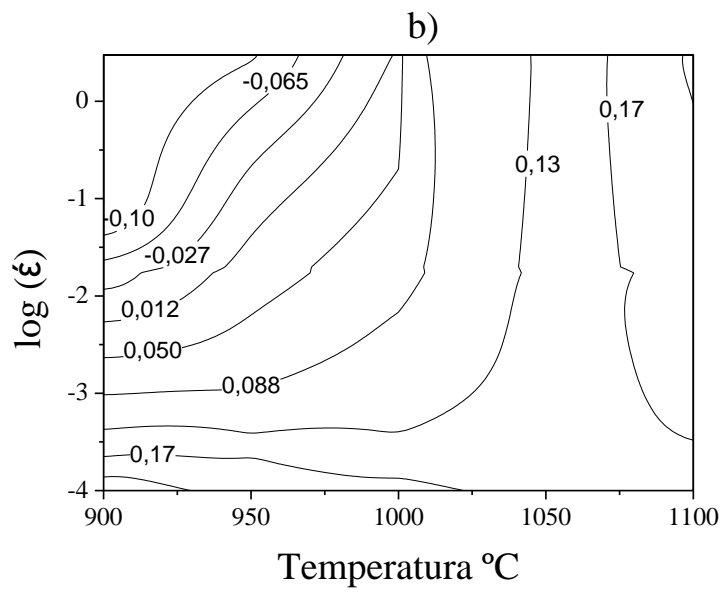
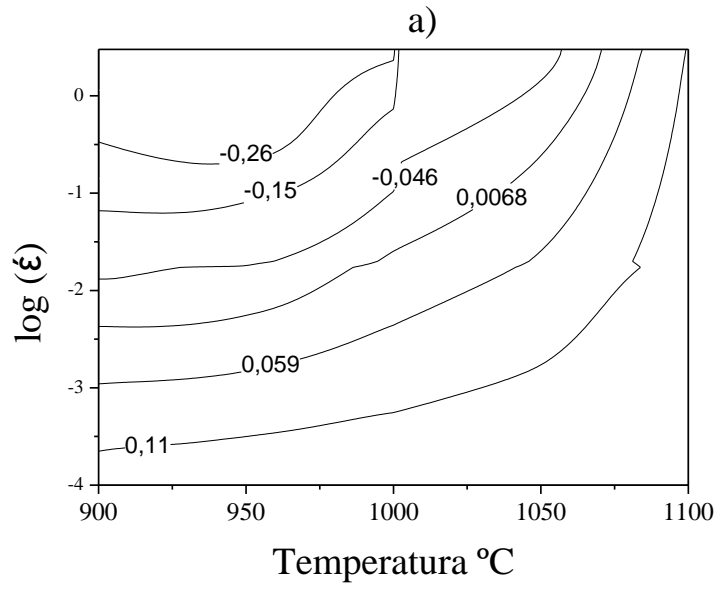


Figura 133. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos V-30, experimentales, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero V-30 (figura 133), siguiendo el criterio de de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Este dominio aparece para temperaturas entre 950°C y una $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ para 900°C- 950°C y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$ nos encontramos con una zona de inestabilidad. El dominio estable lo tenemos para la temperatura 900°C y 10^{-4} s^{-1} y hay otro dominio de estabilidad para alta temperatura 1100°C y velocidades de deformación entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} .
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ tenemos una zona inestable, centrada entre 900°C y 950°C y 3 s^{-1} . Las zonas estables la tenemos, por un lado para $T=1100^\circ\text{C}$ y 3 s^{-1} , la segunda zona está centrada en 900°C para y $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$.



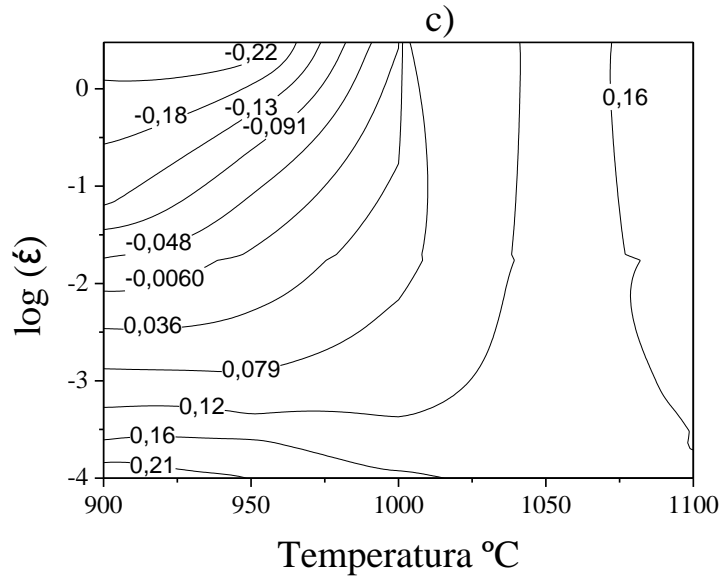


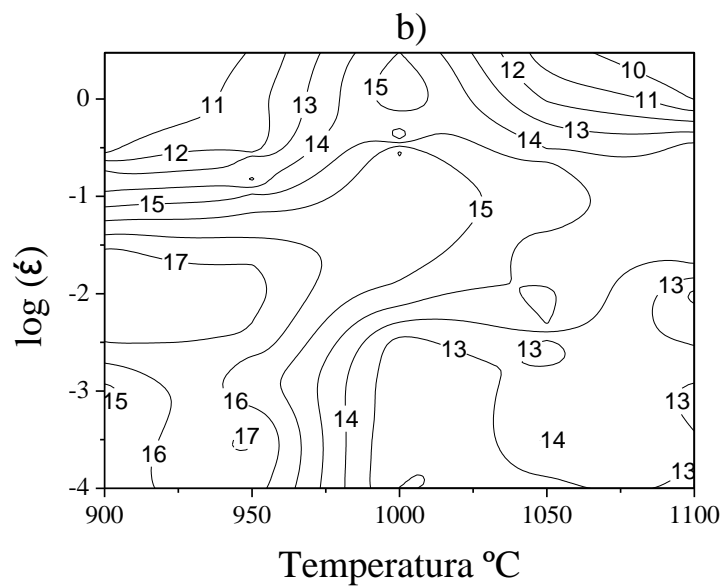
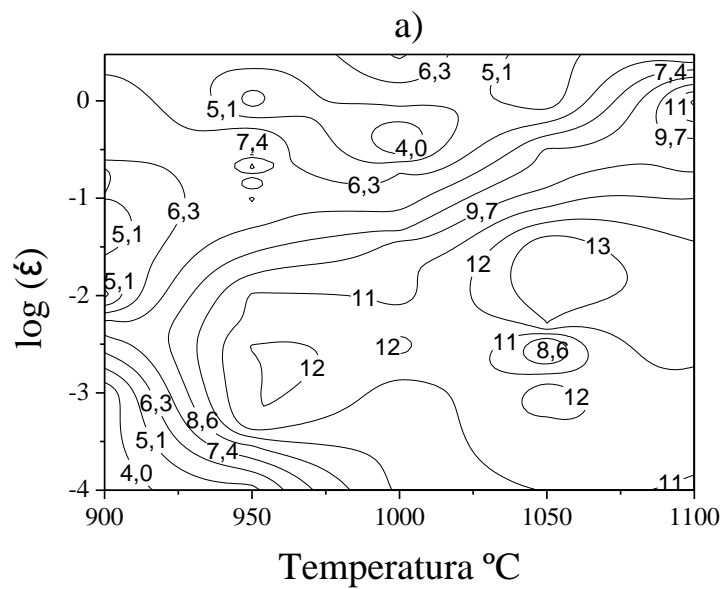
Figura 134. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Narayana ($\xi_{Narayana}$) para la serie de ensayos M-30, experimentales, a las deformaciones a)0.2, b)0.4 y c)0.6.

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero M-30 (figura 134), siguiendo el criterio de Narayana (ξ_N) para deformaciones de 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ tenemos nos aparecen un dominio de fluencia inestable. Este dominio aparece para 900°C-950°C y velocidades de deformación entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} .
- b) Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos encontramos con una zona de inestabilidad para 900°C entre 10^{-1} s^{-1} y 3 s^{-1} . Las zona estables nos aparecen a 900°C para una velocidad de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, y para 1100°C y 3 s^{-1} .
- c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ la zona inestable, centrada en 900°C y 3 s^{-1} . Las zona estables las tenemos para 900°C y velocidad de deformación entre $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y para T=1100°C y deformaciones entre 1 s^{-1} y 3 s^{-1} .

5.3.5 Mapas experimentales de predicción de la inestabilidad plástica basados en el criterio por Semiatin.

En este apartado se construyen los mapas experimentales para los aceros microaleados M-1200, V-30 y M-30. Estos mapas de inestabilidad no están descritos en la literatura. Los compararemos con los obtenidos mediante la red neuronal



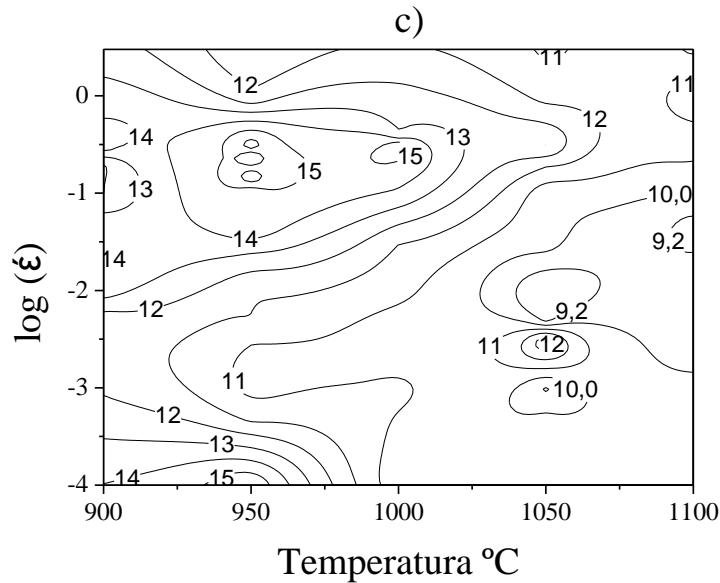
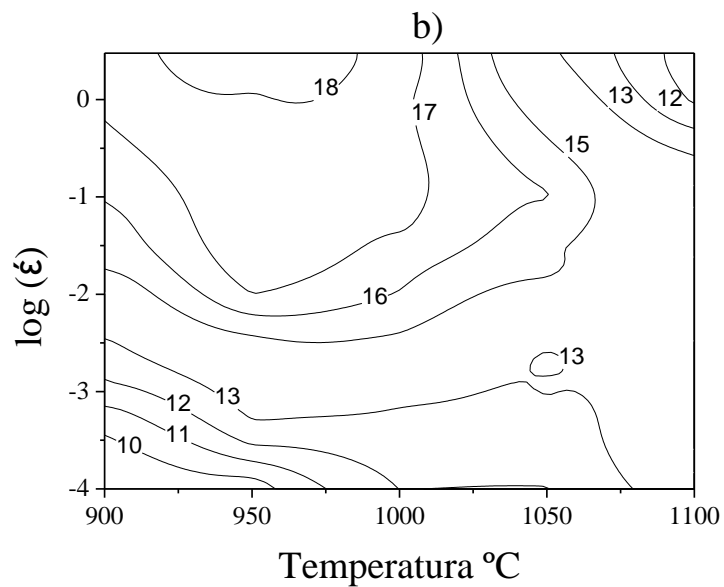
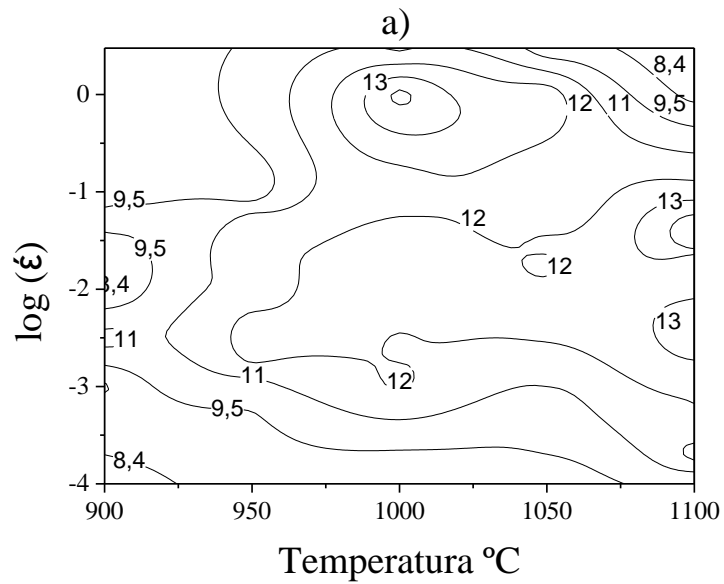


Figura 135. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-1200 ,experimentales, a las deformaciones a) 0.2,b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero M-1200(figura 135), siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación entre $\dot{\epsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y $\dot{\epsilon}=10^{-3} \text{ s}^{-1}$ y un segundo dominio para temperatura de 1000°C y $\dot{\epsilon}=10^{-1,5} \text{ s}^{-1}$. Estos dominios se caracterizan por tener un valor de α inferior a 5. Por otro lado tenemos un dominio de fluencia estable para la temperatura de 1050°C y $\dot{\epsilon}=10^{-2} \text{ s}^{-1}$.
- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ nos aparecen tres dominios de fluencia inestable. El primero nos encontramos para 900°C y velocidades de deformación $\dot{\epsilon}=3 \text{ s}^{-1}$, el segundo para $1000\text{-}1050^{\circ}\text{C}$ y $\dot{\epsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$, dominio que representa la recristalización dinámica cíclica (CDRX) y el tercero para 1100°C y $\dot{\epsilon}=3 \text{ s}^{-1}$, recristalización dinámica (DRX). Nos aparece un dominio de fluencia estable para 930°C y $\dot{\epsilon}=10^{-2} \text{ s}^{-1}$.

c) Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ tenemos los dominios inestables que nos aparecen a 1100°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y 900°C $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$. Encontramos fluencia estable para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-3} \text{ s}^{-1}$, correspondientes a la restauración dinámica (DRV).



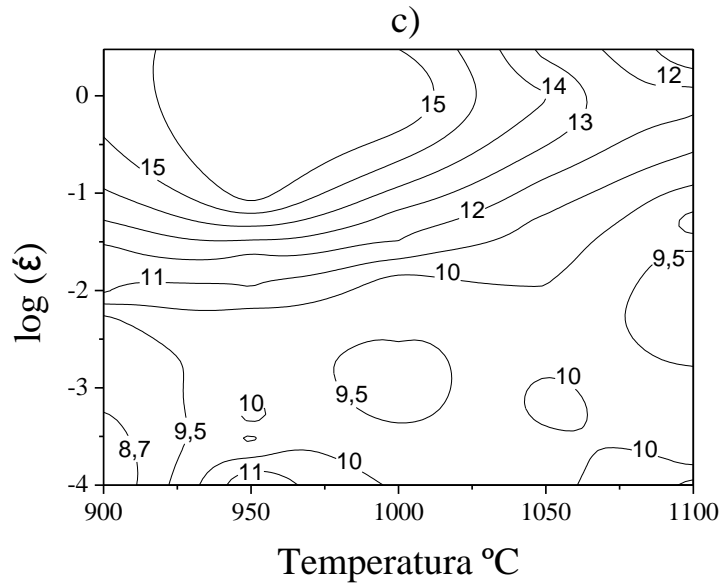
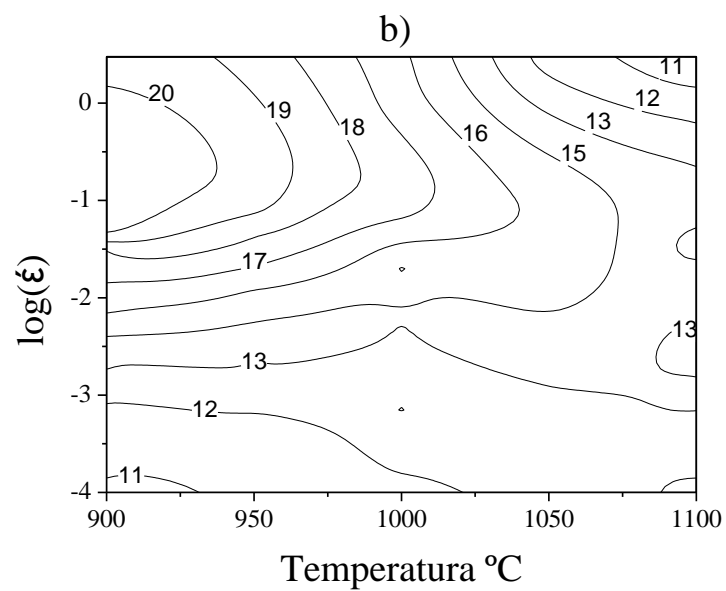
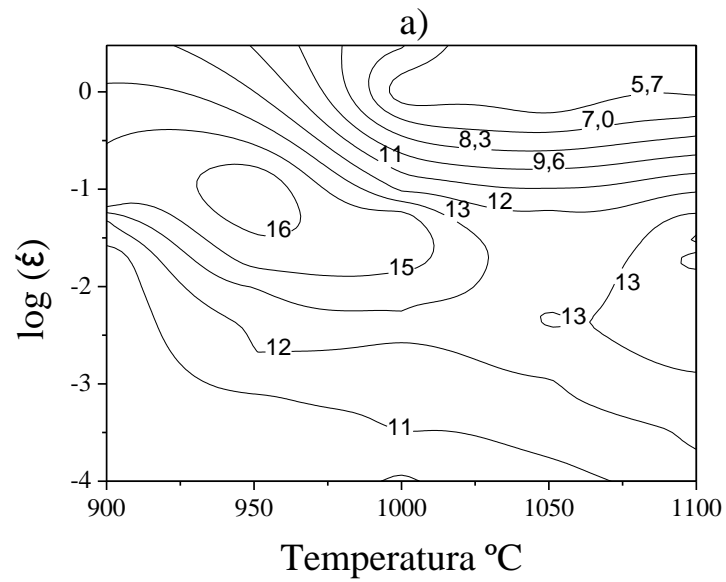


Figura 136. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos V-30, experimentales, a las deformaciones a) 0.2, b) 0.4 y c) 0.6

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero V-30 (figura 136), siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- Para la deformación $\varepsilon = 0,2$ nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para temperaturas de 900°C y velocidades de deformación entre $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y un segundo dominio para temperatura de 1000°C y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Por otro lado tenemos un dominio de fluencia estable para la temperatura de 1000°C y $\dot{\varepsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$, y otro para $T = 1100^{\circ}\text{C}$ y velocidades de deformación entre $\dot{\varepsilon} = 10^{-2} \text{ s}^{-1}$ y $\dot{\varepsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$
- Para la deformación $\varepsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios de fluencia inestable. El primero nos encontramos para 900°C y velocidades de deformación $\dot{\varepsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, el segundo para 1100°C y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Nos aparece un dominio de fluencia estable para 950°C y $\dot{\varepsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$.
- Para la deformación $\varepsilon = 0,6$ tenemos que el dominio inestable nos aparece para 900°C . Encontramos fluencia estable, por un lado para temperaturas de 950°C y

velocidad de deformación $\dot{\epsilon}=10^{-4} \text{ s}^{-1}$, y por otro lado para temperaturas entre 850°C y 9590°C con altas velocidades de deformación $\dot{\epsilon}=3 \text{ s}^{-1}$



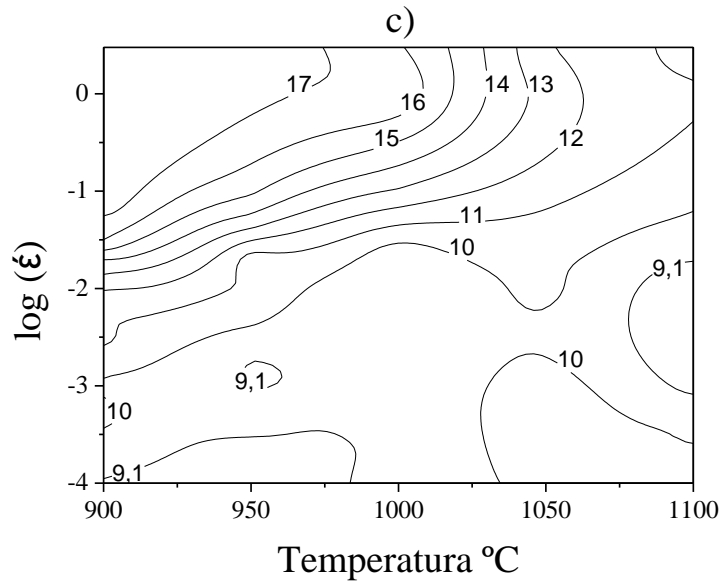


Figura 137. Mapas de contornos del parámetro de inestabilidad de Semiatin ($\xi_{Semiatin}$) para la serie de ensayos M-30, experimentales, a las deformaciones a)0.2, b)0.4 y c)0.6

Los mapas de inestabilidad experimentales, para el acero M-30 (figura 137), siguiendo el criterio de Semiatin (ξ_s) y a deformaciones 0.2, 0.4 y 0.6 encontramos los siguientes dominios:

- a) Para la deformación $\epsilon = 0,2$ nos aparecen dos dominios que representan la fluencia inestable: en primer dominio, para bajas temperaturas de 900°C a 950°C y bajas velocidades de deformación $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$ y un segundo dominio para altas temperaturas de 1100°C y $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Por otro lado tenemos un dominio de fluencia estable para la temperatura de 950°C y $\dot{\epsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$
- b) Para la deformación $\epsilon = 0,4$ nos aparecen dos dominios de fluencia inestable. El primero nos encontramos para 900°C y velocidades de deformación $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$, el segundo para 1100°C y $\dot{\epsilon} = 3 \text{ s}^{-1}$. Nos aparece un dominio de fluencia estable para 900°C y entre $\dot{\epsilon} = 10^{-1} \text{ s}^{-1}$ y $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$
- c) Para la deformación $\epsilon = 0,6$ tenemos que el dominio inestable nos aparece para 900°C-950°C y bajas velocidades de deformación $\dot{\epsilon} = 10^{-4} \text{ s}^{-1}$. Encontramos fluencia estable, para temperaturas entre 900°C y 950°C y velocidades de deformación comprendidas entre 10^{-1} y 3 s^{-1} .

La equivalencia entre los mapas experimentales y los de la red neuronal es altamente positiva. Podemos considerar que los dominios estables e inestables, en los diferentes mapas, son muy semejantes.

CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES Y NUEVAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

6.1 Conclusiones

En esta tesis, se realiza un estudio para obtener un modelo de red neuronal (RNA) que sea capaz de predecir el comportamiento de fluencia de los aceros bajo condiciones de deformación en caliente. Las ensayos de compresión en caliente se llevan a cabo sobre dos tipos de aceros: por una parte aceros microaleados de medio carbono (V-Al-N) M,V para un rango de temperatura comprendo entre 900-1150 °C y una gama de velocidades de deformación de $1E-4$ a 10 s^{-1} y por otra un acero dúplex moldeado, para temperaturas comprendidas entre 700-1000°C y velocidades de deformación de $1E-4$ a $1E-1\text{ s}^{-1}$.

El perceptrón multicapa (MLP) de la propagación hacia atrás de alimentación hacia adelante (BP) se ha empleado. Las curvas de flujo experimentales se utilizan para entrenar el modelo RNA desarrollado utilizando una base de datos con tres parámetros de entrada: temperatura (T), deformación (ϵ) y la velocidad de deformación ($\dot{\epsilon}$). Como salida: la tensión de fluencia (σ).

Los resultados obtenidos, tanto para los aceros microaleados como el acero dúplex moldeado, mediante el modelo de red neuronal desarrollado nos proporciona una buena semejanza con los resultados experimentales. Los valores de la tensión de fluencia, resultante del modelo de RNA, representan unos buenos índices para los diferentes métodos estadísticos estándar. Para los datos de entrenamiento, \underline{R} y $AARE$ tiene unos valores superiores al 0,99 e inferiores al 5 % respectivamente. Para los datos de prueba y test, R y $AARE$ son superiores al 0,98 e inferiores al 5 % respectivamente. En más del 80% de los datos, se observa que el error relativo es inferior al ± 5 , para todos los aceros. Por lo tanto, los resultados indican que el modelo de red neuronal es una herramienta eficiente para simular con precisión el comportamiento de los aceros sin la necesidad de encontrar un gran número de constantes asociadas con las ecuaciones constitutivas.

Las curvas de fluencia que resultan de la RNA son muy similares a los experimentales. El único inconveniente es que no es capaz de representar las curvas de recristalización dinámica cíclica. Esto se debe a que el entrenamiento de la RNA se detiene cuando

encuentra un mínimo. No es capaz de determinar los diferentes mínimos que nos aparecen en las curvas tensión deformación con recristalización dinámica cíclica. Hay que hacer constar que en otros modelos publicados en el estudio de del comportamiento de los procesos de termoconformado de aceros microaleados de medio carbono^[112], al construir las curvas de tensión-deformación, no son capaces de simular los datos experimentales, no aparecen los comportamientos del material en recristalización dinámica cíclica.

Además se construyen los mapas de procesado, eficiencia (disipación de energía) y de predicción de la inestabilidad plástica, utilizando los valores de tensión de fluencia predichos por ANN, que se basan en el DMM con el fin de comprobar la fiabilidad del modelo de RNA propuesto en esta tesis.

Es bien conocido que el dominio de DRX es adecuado para optimizar parámetros de los procesos de conformado en caliente ya que este mecanismo de restauración reduce la tendencia de las inestabilidades de flujo.

En consecuencia, este dominio pondrá los límites para el control de los parámetros del proceso de conformado.

En los mapas de los aceros microaleados, para una velocidad de deformación de 0.6, estos dominios se caracterizan por tener los valores más altos del parámetro de sensibilidad a la velocidad de deformación m , para temperaturas y velocidades de deformación altas, lo que representa las zonas de mayor seguridad correspondientes a DRX y DRV. Además, en estos mapas, no aparecen dominios inestables. Este hecho es muy importante y concuerda plenamente con los mapas obtenidos experimentalmente y que fueron examinados mediante microscopía electrónica de barrido y microscopía óptica.

Podemos considerar que par los aceros aleados de medio carbono (M-1200, V-1200, V-30 y M-30) los aceros estudiados no exhiben ningún tipo de manifestación de inestabilidad plástica en el conformado en caliente, en los rangos de temperaturas y velocidades de deformación estudiados.

A pesar de la pequeña diferencia encontrada en la posición de los dominios estables, para los criterios de ξ_{Prasad} y $\xi_{Narayana}$, se ha observado un buen acuerdo entre los diferentes mapas de inestabilidad construidos en base a los criterios continuos (DMM).

Todos los mapas de inestabilidad correspondientes a la deformación $\epsilon = 0,6$ muestran un dominio de DRX, que puede ser considerado como el dominio más “seguro” para el conformado en caliente. Este dominio está centrado a $1150\text{ }^{\circ}\text{C}$ y 10 s^{-1} . Además, estos mapas han revelado la existencia de un dominio de DRV a bajas temperaturas y moderada velocidad de deformación.

También se construyen los mapas basados en los criterios fenomenológicos. Estos mapas no los podemos considerar como efectivos, sus resultados no se aproximan a los basados en DMM, ni los obtenidos mediante la red neuronal, ni los obtenidos experimentalmente. Esta característica se cumple para todos los aceros estudiados. El criterio fenomenológico que está fundamentado para las aleaciones de titanio, debería tenerse en cuenta cuando estamos estudiando materiales de este tipo.

En comparación con el criterio fenomenológico, los criterios termodinámicos continuos predicen con mayor exactitud los cambios microestructurales, y son más eficientes para optimizar los parámetros de control del proceso de conformado en caliente de los aceros estudiados.

Para incrementar la productividad, en condiciones industriales, las primeras operaciones de conformado en caliente deben realizarse con una temperatura del orden de $1150\text{ }^{\circ}\text{C}$ y con una velocidad de deformación de 10 s^{-1} (dominio DRX), mientras que las últimas operaciones deben efectuarse en el dominio DRV (centrado a $900\text{ }^{\circ}\text{C}$ y $1\text{E-}1\text{ s}^{-1}$). De esta manera, se obtiene una microestructura con un tamaño de grano fino, lo cual mejora considerablemente las propiedades mecánicas del acero estudiado, sobre todo la tenacidad.

Todos los mapas son muy similares a los construidos experimentalmente ^[12].

Los resultados obtenidos para el acero dúplex moldeado, basado en el modelo de red neuronal, lo podemos considerar como muy satisfactorio. Una vez obtenidos los mapas de sensibilidad y eficiencia nos demuestran que para una velocidad de deformación de $0,6$ existe una zona con rendimientos energéticos negativos. Esta zona queda refrendada mediante los mapas de inestabilidad de Prasad y Narayana. Esta zona es propicia para inestabilidades plásticas. Para comprobar la veracidad de los resultados, el estudio microscópico de estas zonas demuestra grietas y desunión entre las partículas, para $700\text{-}750\text{ }^{\circ}\text{C}$ y $1\text{E-}1\text{ s}^{-1}$ (figura 113). Los resultados obtenidos mediante la red neuronal también se corresponden con los obtenidos experimentalmente.

Como conclusión final podemos que el modelo de red neuronal artificial (RNA) puede utilizarse como método alternativo para el conformado en caliente de los diferentes aceros. Mediante el modelo de red podemos construir los diferentes mapas, eficiencia, inestabilidad de los modelos termodinámicos continuos para predecir las zonas de estabilidad a la hora de conformar los diferentes materiales.

Obviamente, el modelo RNA desarrollado está abierto para una mejora continua y constantes actualizaciones.

Es importante tener en cuenta que durante la compresión en caliente, los parámetros que controlan la deformación, velocidad de deformación, temperatura y el estado de la fricción en la interacción herramienta/ pieza, pueden surgir errores aplicables al ruido. Estos errores pueden influir en los datos medidos experimentalmente, por lo tanto, el error de predicción se puede atribuir en parte al ruido en las mediciones experimentales y no se puede atribuir únicamente a la capacidad de predicción del modelo de red neuronal.

6.2 Nuevas líneas de investigación

La modelización del comportamiento de fluencia de un material metálico antes de iniciar cualquier producción real puede ahorrar tiempo, esfuerzo y costes reales.

Como es bien sabido, la modelización de los procesos de fabricación mecánica mediante el método de los elementos finitos ha sido utilizado con gran éxito las últimas décadas, por ello para comprobar la fiabilidad de la red neuronal, sería interesante para para futuras investigaciones, implementar el modelo desarrollado en esta tesis en un paquete comercial de elementos finitos para simular, de forma más eficiente, el comportamiento de fluencia en caliente de aceros microaleados de medio carbono.

La fiabilidad de los resultados de la red neuronal sugiere, para futuras investigaciones, que el modelo RNA desarrollado en este estudio, puede ser implementado en un paquete comercial de elementos finitos para simular, de manera más eficiente, el comportamiento de la tensión de flujo caliente de aceros microaleados de medio-carbono^[113]. ABAQUS dispone del módulo VUMAT (basado en la tensión de Von Mises) que se puede utilizar validando las entradas de los pesos y las polarizaciones negativas obtenidas mediante el entrenamiento de la RNA, utilizando el FORTRAN.

Los elementos finitos se pueden integrar con las RNA para asociar lazos entre los parámetros de la conformación en caliente, variaciones de temperatura (T), efectos de deformación (ϵ) y régimen de deformación y ($\dot{\epsilon}$) con la tensión de flujo (σ) del material.

La realización de esta tesis abre, además, la posibilidad de la utilización de las redes neuronales artificiales con el fin de conseguir las mejores condiciones de conformado, en caliente, para los diferentes tipos de aceros utilizados en la industria así como a los diferentes procesos de conformado.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] G.E. Dieter, “*Evaluation of workability*”, en “*Metals Handbook*”, vol. 14A, (ASM, Metals Park, Ohio), pag.363. (1987).
- [2] H.J. Frost, M.F. Ashby, en “*Deformation-mechanism maps. The plasticity and creep of Metals and Ceramics*”, caps.1-5, Ed. Pergamon Press, Oxford (1982).
- [3] R. Raj: *Metall. Trans. A*, vol.12, pag. 1089. (1981).
- [4] Y.V.R.K. Prasad, H.L. Gegel, S.M. Doraivelu, J.C. Malas, J.T. Morgan, K.A. Lark, D.R. Barker: *Metall. Trans A*, vol.15, pp. 1883-1892. (1984).
- [5] Y.V.R.K. Prasad: *Indian j. Technol*, vol 28, pp. 435-451. (1990).
- [6] H.L. Gegel, J.C. Malas, S.M. Doraivelu y V.A. Shende: *Metals Handbook*, ASM, Metals Park, vol. 14 (1987).
- [7] H.L. Gegel , J.C. Malas, S.M. Doraivelu, J.M Alexander y J.S. Gunasekera, en “*Advanced Technology of Plasticity*”, vol. 11 (1987).
- [8] J.M. Alexander, en *Modelling of Hot Deformation of Steels*, J.G. Lenard, Ed. Springer-Verlag, Berlin (1984).
- [9] J. Luo, M. Li, W. Yu Y H. Li, *Mater.Sci.Eng. A* 504 (2009) 90-98.
- [10] S.V.S. Narayana Murthy Y B. Nageswara Rao, *J. Mater.Process. Technol.* 14 (2000) 103–109.
- [11] Y.V.R.K. Prasad Y S. Sasidhara, *Hot Working Guide: A Compendium of Processing Maps*, ASM International, Materials Park, Ohio, 1997.
- [12] A. Al Omar, Tesis Doctoral “*Caracterización dinámica de dos aceros microaleados de medio carbono mediante ensayos de compresión a alta temperatura. Aplicación de mapas de procesado*” Univ. Politécnica de Cataluña, 1996.

- [13] A. Al Omar, J.M. Cabrera Y J.M. Prado, *Scr. Mater.*34 (1996) 1303-1308.
- [14] A. Al Omar Y J.M. Prado, *Rev. Metal. Madrid* 33 (1997) 89-100.
- [15] A. Al Omar, J.M. Cabrera Y J.M. Prado, *Rev. Metal. Madrid* 33 (1997) 153-160.
- [16] I. Rieiro, A. Fernández, A. Martínez Y M. Carsí, *Rev. Metal. Madrid* 34 (1998) 355-366.
- [17] I. Rieiro, M. Carsí Y O.A. Ruano, *Materials Science and Technology* 25 (2009) 995- 1003.
- [18] H. Ziegler, *Progress in solid mechanics*, vol. 4, Ed. I.N. Sneddon y R. Hill, Nueva York, EE. UU, 1963, 93-193.
- [19] P.E. Wellstead, *Introduction to Physical Systems Modelling*, Ed. Academic Press, Londres, Inglaterra, 1979.
- [20] I. Prigogine, *Science* 201 (1978) 777-787.
- [21] Dayong Cai, Liangyin Xiong, Wenchang Liu, Guidong Sun Y Mei Yao *Mater. Des* 30 (2009) 921-925.
- [22] L.J. Huang, L. Geng, A.B. Li, X.P. Cui, H.Z. Li Y G.S. Wang *Mater. Sci. Eng. A* 505 (2009) 136-143.
- [23] J. Luo, M. Li, H. Li Y W. Yu *Mater. Sci. Eng. A* 505 (2009) 88-95.
- [24] M.Q. Li Y W.F. Zhang *Mater. Sci. Eng. A* 502 (2009) 32-37
- [25] Y.V.R.K. Prasad, K.P. Rao, N. Hort Y K.U. Kainer *Mater. Sci. Eng. A* 502 (2009) 25-31.
- [26] F. Bakkali El Hassani, A. Chenaoui, R. Dkiouak, L. Elbakkali, Y A. Al Omar *J. Mater.Process.Technol.* 199 (2008)140-149.
- [27] C. Basaran Y S. Nie, *Int. J. Damage Mech.* 13 (2004) 205-223.
- [28] L.E. Malvern, *Introduction to the Mechanics of Continuum Medium*, Ed. Prentice-Hall, New Jersey, EE.UU, 1969.

- [29] J. Lasalla Y L. Solomon, *Stability by Liapunov's direct method*, Ed. Academica Press. Boston, EE.UU, 1987.
- [30] D.L. Schultz Y J.L. Melsa, *State Functions and Linear Control Systems*, Ed. McGraw-Hill, 1967.
- [31] H.L. Gegel, *Computer simulation in material science*, Ed. R.J. Arsenault et al., ASM, Metals Park, vol. 14, 1987, 291–344.
- [32] A.K.S. Kalyan Kumar, MS Thesis, Indian Institute of Science, Bangalore, India, 1987.
- [33] T. Rajagopalachary Y V.V. Kutumbarao, *Scr. Mater.* 35 (1996) 311-316.
- [34] V.V. Kutumbarao Y T. Rajagopalachary, *Bull. Mater.Sci.* 19 (1996) 677-698.
- [35] R. Hill, *J. Mech. Phys. Solids* 35 (1987) 23-33.
- [36] S.V.S. Narayana Murty Y B. Nageswara Rao, *Bull. Mater.Sci.* 22 (1999) 9–10.
- [37] F. Montheillet, J. J. Jonas Y K.W. Neale, *Metall. Trans. A* 27 (1996) 232–235.
- [38] Y.V.R.K. Prasad Y T. Seshacharyulu, *Int.Mater. Rev.* 43 (1998) 243–258.
- [39] Y.V.R.K. Prasad, *Metall. Trans. A* 27 (1996) 235–236.
- [40] Y.V.R.K.Prasad, *J. Mater.Eng.Performance* 12 (2003) 638–345.
- [41] H. Ziegler, “Thermomechanics”, 2nd ed., Ámsterdam, Holanda, 1983.
- [42] S.V.S.Narayana Murty, B.Nageswara Rao Y B.P.Kash, *Int. Mater.Rev.* 45 (2000) 15–26.
- [43] S.V.S. Narayana Murty, M.S. Sarma Y B. Nageswara Rao, *Metall. Trans. A* 28(1997) 1581-1582.
- [44] E.S. Puchi Y M.H. Staia, *Metall. Trans. A* 26, (1995) 2895–2910.
- [45] E.S. Puchi Y M.H. Staia, *Metall. Trans. A* 29 (1998) 2345–2359.
- [46] S. Ghosh, *Metall.Trans. A* 31 (2000) 2973–2974.

- [47] S. Ghosh, *Metall.Trans. A* 33 (2002) 1569–1572.
- [48] C. Poletti, H.P. Degischer, S. Kremmer Y W. Marketz *Mater. Sci.Eng. A* 486 (2008) 127-137.
- [49] C. Poletti, H. Dieringa Y F. Warchomicka *Mater. Sci.Eng. A* 516 (2008) 138-147.
- [50] Juan Liu, Zhenshan Cui, Congxin Li *J. Mater. Process.Technol.* 205 (2008) 497-505.
- [51] Gang Meng, Bolong Li, Hongmei Li, Hui Huang Y Zuoren Nie *Mater. Sci.Eng. A* 517 (2009) 132-137.
- [52] J.J. Jonas, C.M. Sellars Y W.J. McG. Tegart, *Metall. Rev.* 14 (1969) 1-12.
- [53] J.M. Cabrera, A. Al Omar Y J.M. Prado *Rev. Metal. Madrid* 33 (1997) 215-228.
- [54] J.M. Cabrera, A. Al Omar, J.J. Jonas Y J.M. Prado *Metall.Trans. A* 28 (1997) 2233-2244.
- [55] A. Al Omar, J.M. Cabrera Y J.M. Prado *Rev. Métall.* 5 (1998) 589-597.
- [56] S.V.S. Narayana Murty, B. Nageswara Rao Y B.P. Kash, *Int.Mater. Rev.* 45 (2000) 15–26.
- [57] S.V.S. Narayana Murty Y B. Nageswara Rao, *J. Mater. Sci. Lett.* 18 (1999) 1757–1758.
- [58] P.W. Lee Y H.A. Kuhn, *Metall.Trans. A* 4 (1973) 969-974.
- [59] S.L. Semiatin Y J.J.Jonas, *Formability and Workability of Metals: Plastic Instability and Flow Localization*, ASM, Metals Park, Ohio, 1984.
- [60] R.C. Batra Y C.H. Kim, *Int.J. Plast.* 8 (1992) 425-452.
- [61] S. L. Semiatin, G.D. Lahoti, Y S. I. Oh, *Material Behavior Under High Stress and Ultra high Loading Rates*, 29th Sagamore Army Materials Research Conference Proceedings, Ed. J. Mescall Y V. Weiss, Plenum Press, Nueva York, EE.UU., 1982, 119-159.

- [62] A. J. Bedford, A. L. Wingrove Y K. R. L. Thompson, *J. Aust. Inst. Met.* 19 (1974) 61-73.
- [63] G.B. Olsen, J.F. Mescall Y M. Azrin, *Shock Waves and High strain Rate Phenomena in Metals*, Ed. M.A. Meyers Y L.E. Murr, Plenum Press, Nueva York, EE.UU, 1980, 221-247.
- [64] H.C. Rogers, *Ann. Rev. Mater. Sci.* 9 (1979) 283-311.
- [65] Y. Liu, R. Hu, J. Li, H. Kou, H. Li, H. Chang Y H. Fu, *Mater. Sci.Eng. A* 508 (2009) 141-147.
- [66] L.J. Huang, L. Geng, A.B. Li, X.P. Cui, H.Z. Li Y G.S. Wang, *Mater. Sci.Eng. A* 505 (2009) 136-143.
- [67] Z. Marciniak Y K. Kuczynski, *Int. J. Mech. Sci.* 9 (1967) 609-620.
- [68] Z. Marciniak, K. Kuczynski Y T. Pokora, *Int. J. Mech. Sci.* 15 (1973) 789-805.
- [69] J. J. Jonas, R. A. Holt Y C. E. Coleman, *Acta Metall.* 24 (1976) 911 -918.
- [70] J.J. Jonas Y B. Baudelet, *Acta Metall.* 25 (1977) 43-50.
- [71] D. Campbell, *J. Mech. Phys. Solids* 15 (1967) 359-370.
- [72] A.S. Argon Avery, *The inhomogeneity of plastic deformation*, ASM International, Materials Park, Ohio, 1973.
- [73] A. Considère, *Ann. des Ponts & Chaussées* 9 (1885) 574-575.
- [74] W.A. Backofen, I.R. Turner Y D.H. Avery, *Trans. ASM* 57 (1964) 980-990.
- [75] E.W. Hart, *Acta Metall.* 15 (1967) 351-355.
- [76] S.L. Semiatin Y G. D. Lahoti. *Metall. Trans. A* 12 (1981) 1705-1717.
- [77] M. Aghaie-Khafri Y N. Golarzi, *Mater.Sc.Eng. A* 486 (2008) 641-647.
- [78] S.L. Semiatin Y G.D. Lahoti. *Metall.Trans. A* 13 (1982) 275-288.

- [79] A.R. Salehi, S. Serajzadeh Y N. Yazdipour, *Mater. Chem. Phys.* 101(2007) 153-157.
- [80] McCulloch, W. and Pitts, W., 1943, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5**, p 115-133.
- [81] Rosenblatt, F., 1958, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain," *Psychological Review*, **65**, p 386-408.
- [82] Widrow, B. y Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits. En J. Anderson y E. Rosenfeld (Eds.), *Neurocomputing* (pp. 126-134). Cambridge, Mass.: The MIT Press.
- [83] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. y Williams, R.J. (1986). Learning internal representations by error propagation. En D.E. Rumelhart y J.L. McClelland (Eds.), *Parallel distributed processing* (pp. 318-362). Cambridge, MA: MIT Press.
- [84] Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. y el grupo de investigación PDP (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, vol. 1, Foundations*. Cambridge, Mass.: The MIT Press.
- [85] Rao, K.P., and Prasad, Y., 1990, "Neural Network Approach to Flow Stress Evaluation in Hot Deformation," *Journal of Materials Processing Technology*, **53**, p 552-566.
- [86] Yhu-Jen Hwu, Yeong-Tsyen Pan, John G. Lenard, A comparative study of artificial neural networks for the prediction of constitutive behavior of HSLA and carbon steels, *Steel Research* 67(2) (1996) 59-66.
- [87] Hodgson, P.D., Kong, L.X., and Davies, C., 1999, "The Prediction of the Hot Strength in Steels with an Integrated Phenomenological and Artificial Neural Network Model," *Journal of Materials Processing Technology*, **87**, p 131-138.
- [88] L. X. Kong, P. D. Hodgson, The application of constitutive and artificial neural network models to predict the hot strength of steels, *ISIJ Intl.* 39(10) (1999) 991-998.

- [89] V. Narayan, R. Abad, B. Lopez, H.K.D.H. Bhadeshia, D.J.C. Mackay, Estimation of hot torsion stress-strain curves in iron alloys using a neural network analysis, *ISI Intl.* 39(10) (1999) 999-1005.
- [90] M.P. Phaniraj, A.Kumar, The applicability of neural network model to predict flow stress for carbon steels. *Journal of Materials Processing Technology* 141 (2003) 219-227.
- [91] P.S. Robi, Application of neural networks in generating processing map for hot working. *Journal of Materials Processing Technology* 142 (2003) 289-294.
- [92] I. S. Jalham. Modeling capability of the artificial neural network (ANN) to predict the effect of the hot deformation parameters on the strength of Al-base metal matrix composites. *Composites Science and Technology* 63 (2003) 63-67.
- [93] G. Ganesan, K. Raghukandan, R. Karthikeyan, B.C. Pai. Development of processing map for 6061 Al/15% SiCp through neural networks. *Journal of Materials Processing Technology* 166 (2005) 423-429.
- [94] R. Kapoor, D. Pal, J.K. Chakravarty. Use of artificial neural networks to predict the deformation behavior of Zr-2.5Nb-0.5Cu. *Journal of Materials Processing Technology* 169 (2005) 199-205.
- [95] S. Mandal, P.V. Sivaprasad, S. Vegunopal, K.P.N. Murthy. Constitutive flow behaviour of austenitic stainless steels hot deformation: artificial neural network modelling to understand, evaluate and predict. *Modeling and Simulation in Materials Science Engineering* 14 (2006) 1053-1070.
- [96] S. Mandal, P.V. Sivaprasad, S. Vegunopal. Capability of a Feed-Forward Artificial Neural Network to predict the constitutive flow behavior of as cast 304 stainless steel under hot deformation. *Materials Technology Division, Indira Gandhi Centre for Atomic Research. Vol. 129, 2007.*
- [97] Gouliand Ji, Fugou Li, Qinghua Li, Huiqu Li, Zhi Li. Prediction of the hot deformation behavior for Aermet100 steel using an artificial neural network. *Computational Materials Science* 48 (2010) 626-632.

- [98] Y. Sun, W. Zeng, Y. Zhao, X. Zhang, X. Ma, Y. Han. Constructing processin map of Ti40 alloy using artificial neural network. *Sciencie Direct. Trans. Nonferrous Met. Soc. China* 21 (2011) 159-165.
- [99] H.Y. Li, X.F. Wang, D.D. Wei, J.D. Hu, Y.H. Marter. *Sci. Eng. A* 536 (2012) 216. DOI:10.1016/j.msea.2011.09.070.
- [100] H.Y. Li, D.D. Wei, J.D. Hu, L.H. Li, S.L. Chen: *Comput. Mater. Sci*, 53 (2012), 425-30. DOI: 10.1016/commatsci.2011.08.025.
- [101] N.S. Reddya, Y.H. Leeb, C.H. Parka, C.S. Leea, *Mater. Sci. Eng. A* 492 (2008) 276–282.
- [102] M.S. Salehi and S. Serajzadeh, *J. Mater. Eng. Perform.* 18 (2009) 1209–1217.
- [103] Y. C. Lin, X. M. Chen, *Mater. Des.* 32 (2011)1733–59.
- [104] H. Sheikh and S. Serajzadeh, *J. Mater. Process. Technol.* 196 (2008) 115–119.
- [105] J.M. Ehrman, K. Higuchi and T.A. Clair, *Can. Water Resour. J.* 25 (2000) 279–291.
- [106] M.P. Phaniraj, A.K. Lahiri, *J. Mater. Process. Technol.* 141 (2003) 219–227.
- [107] M.T.Hagan, H.B.Demuth and M. Beale, *Neural Network Design*, Thomson Learning, Singapore, 2002. (Error relative menor Levenberg marquard).
- [108] S. Haykin, *Neural Networks, A comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1994, p. 84.
- [109] R.H.Wu, J.T. Liu, H.B. Chang, T.Y. Hsu, X.Y. Ruan *Journal of Materials Processing Technology* 116 (2001) 211-218.
- [110] H. Demuth, M. Beale, M Hagan, *Neuronal Network Toolbos User’s Guide* , 1992-2007 by The Math Works, Inc.
- [111] J. García, J.I. Rodriguez, J. Vidal, *Aprenda Matlab 7.0*, Madrid, 2005.

[112] J.M. Cabrera, Tesis doctoral “Caracterización mecánico-metalúrgica de la conformación en caliente del acero microaleado de medio carbono 38MnSiVS5”, Univ. Politécnica de Cataluña, 1995.

[113] Bryan Scott Kessler, Tesis doctoral “Development of an integrated approach combining artificial neural network material based modeling with finite element analysis of forming processes” Faculty of the Graduate School. University of Missouri-Columbia, 2005.

