

Sistema semifísico difuso aplicado a la estimación de temperatura en laminación en caliente

José Ángel Barrios Gómez, Alberto Cavazos González,
Luis A. Leduc Lezama, Jorge Ramírez Cuellar

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica - UANL
joseangel_barrios@yahoo.com.mx

RESUMEN

Actualmente en la mayoría de los procesos industriales, como es el caso de la laminación de acero en caliente, las mediciones de las variables de proceso presentan generalmente incertidumbre. Para minimizar los efectos de la incertidumbre sobre el proceso de laminación y la calidad de la cinta de acero se han desarrollado y aplicado diversas técnicas. En el presente artículo se utiliza una técnica de inteligencia artificial conocida como Lógica Difusa (Fuzzy Logic), la cual es utilizada en muchas áreas de ingeniería, y en este caso se aplica para reducir la incertidumbre en la estimación de la temperatura a la entrada de la caja de descascarado (Scale Braker) mediante un modelo semifísico difuso.

PALABRAS CLAVE

Laminación en caliente, sistemas híbridos, modelado semifísico, lógica difusa.

ABSTRACT

Nowadays, in industrial processes, such as hot strip milling, measurements generally present uncertainties. In order to overcome inaccuracies on the process, and hence on the steel strip quality, several techniques have been proposed. In this paper, an artificial intelligence technique, known as Fuzzy Logic (FL), is applied for reducing uncertainties on the estimation of the entry temperature at the Scale Breaker Box (SB) by means of a semiphysical fuzzy model.

KEYWORDS

Hot strip mill, hybrid systems, semiphysical modelling, fuzzy logic.

INTRODUCCIÓN

Con frecuencia en la industria se manejan variables, como tiempo, velocidad, temperatura, etc., de las cuales de alguna forma es necesario obtener sus valores. Sin embargo, las mediciones son afectadas por factores ajenos al proceso, los cuales generan cierto error en los resultados de la medición provocando un grado de incertidumbre.

La mayoría de los procesos industriales requieren controles para lograr que sus sistemas tengan un mejor desempeño y una mayor eficiencia, el conocer qué factores del proceso son los más críticos da lugar a diversas investigaciones para tratar de realizar una mejor estimación de estos.

En el caso de la industria de laminación en caliente de acero existen numerosas variables en el proceso que presentan incertidumbre, las cuales se pretenden predecir de la forma más precisa. En una línea de laminación en caliente los planchones de acero se preparan térmicamente en un horno de recalentamiento en los cuales es crítico realizar una estimación de las variables de laminado en línea de los planchones de acero que están entrando continuamente. Los planchones atraviesan un rompedor de óxidos, un molino desbastador, una mesa de transferencia, un descascarado secundario (SB), hasta llegar a un molino continuo de laminación; estos planchones presentan pérdida de calor durante este proceso, en la figura 1 muestra el planchón atravesando por el molino continuo.



Fig. 1. Molino y la cinta laminada.

Dentro de las variables críticas que se pueden presentar se tiene la temperatura superficial de los planchones. La temperatura que se mide en la superficie de cada planchón presenta incertidumbre debido a la formación de óxidos dada la interacción con el ambiente que lo rodea.

ANTECEDENTES

En la actualidad algunos investigadores han optado por el uso de técnicas de Inteligencia artificial (IA), como Sistemas de Inferencia Difusa (FIS) y Redes Neuronales Artificiales (ANN) para aplicarlos en la industria. Este tipo de técnicas son muy útiles por su

capacidad de aprendizaje y adaptación. Además estas técnicas ofrecen la ventaja de estimar parámetros de un sistema no lineal sin tener gran conocimiento del proceso y tienen capacidad de predicción bajo diversas condiciones de funcionamiento.

Algunos investigadores han realizado trabajos para la predicción de la temperatura a la entrada de un molino usando lógica difusa (FL) tipo-2 con aprendizaje híbrido, G.M. Méndez y otros han propuesto la predicción de temperatura en barras de molinos de laminación en caliente usando un algoritmo híbrido de lógica difusa tipo-2, incluyendo en este sistema el uso de Retropropagación (BP) con mínimos cuadrados recursiva y BP con el filtro de la raíz de los cuadrados.^{1,2} Min-You Chen ha propuesto una red híbrida neuro-difusa basada en un enfoque de modelado difuso adaptativo, que incluye la autogeneración del modelo difuso inicial, selección de entrada significativa, validación de partición y la optimización de parámetros, fue desarrollado para la predicción de propiedades de material de aleación.³

D. A. Linkens y otros presentan las metodologías de caja Gris (también llamados modelos híbridos o semifísicos), y su aplicación a tratamiento de materiales, su justificación es que existe gran demanda en los modelos de predicción en la elaboración de materiales, con mayor exactitud en una más amplia gama de condiciones.⁴ Los sistemas híbridos o semifísicos son aquellos que combinan un sistema físico con cualquier otro sistema pudiendo ser lógica difusa.

Wouter Geerdes realizó un análisis entre los modelos físicos, neuronales e híbridos para la predicción de la temperatura en un molino de laminación en caliente. Menciona que el uso de sistemas híbridos tiene ventajas potenciales sobre el uso de una red neuronal o un modelo físico solo.⁵ Se han publicado trabajos donde se muestran resultados experimentales de diferentes estructuras semifísico basadas en ANN, desarrolladas para la estimación de la temperatura de entrada del scale bracker (SB) en un molino de laminación en caliente.⁶

LAMINACIÓN EN CALIENTE

En un molino de laminación en caliente (MLC) los planchones son cargados al horno de calentamiento

(HC) por su lado posterior, en este lugar se mantienen almacenados hasta que son laminados en las corridas o turnos de producción. El proceso de laminación inicia en el HC y termina en los enrolladores (CLR). Las dimensiones de los planchones varían de acuerdo a la cinta que se desea producir y se presenta de 101.0 mm a 304.8 mm de espesor, con ancho de 508.0 mm a 1,981.0 mm y de longitudes desde 9.75 m a 12.18 m. Los pesos de cada planchón varían de 5 a 45 Ton.

Para comprender mejor el proceso de laminación en caliente (LC), se explican a continuación brevemente las etapas principales de este proceso (ver figura 2).

- a) Horno de recalentamiento: La temperatura de los planchones se eleva a 1,300°C para que tengan las propiedades adecuadas para la deformación mecánica.
- b) Rompedor horizontal de óxido: Es en donde una serie de chorros de agua a alta presión remueve la capa de óxido formada en la superficie de los planchones.
- c) Molino desbastador (RM): En este molino se realiza la reducción vertical y horizontal, para producir el planchón de transferencia. En algunos casos es reversible, el planchón se mueve hacia adelante y atrás hasta reducir la barra de transferencia.
- d) Molino continuo (FM): Conocido también como molino acabador, en este molino es donde se obtiene el espesor y ancho deseado.

- e) Enrolladores: La cinta proveniente del FM es enrollada manteniendo una tensión constante proporcionada por el último castillo del FM, existiendo también una temperatura determinada de enrollado.

Para esto tenemos en cuenta que las principales especificaciones para tener un producto laminado en caliente, son el espesor, ancho, temperatura de acabado y temperatura de laminación.

INFORMACIÓN PARA LA EXPERIMENTACIÓN

Para el desarrollo de este proyecto son necesarios algunos datos mencionados a continuación. Las entradas requeridas son, la temperatura superficial medida a la salida del RM, y el tiempo de traslado del planchón de acero desde la salida del RM hasta la entrada del SB. Finalmente el modelo estima la temperatura a la entrada del SB. El tiempo de traslado también es calculado, sin embargo en este trabajo se utilizará el medido, ya que es la comparación que se lleva a cabo para ajustar el modelo.

Los datos utilizados para llevar a cabo la experimentación, fueron recolectados del Molino de laminación en caliente No.1 de HYLSA, y éstos consisten en un total de 748 rollos de diferentes grados de acero. Originalmente el modelo físico fue programado para realizar una estimación por corrida, debido a esto, se llevó a cabo una modificación en la estructura del programa para que el modelo efectuara las predicciones en una sola corrida.

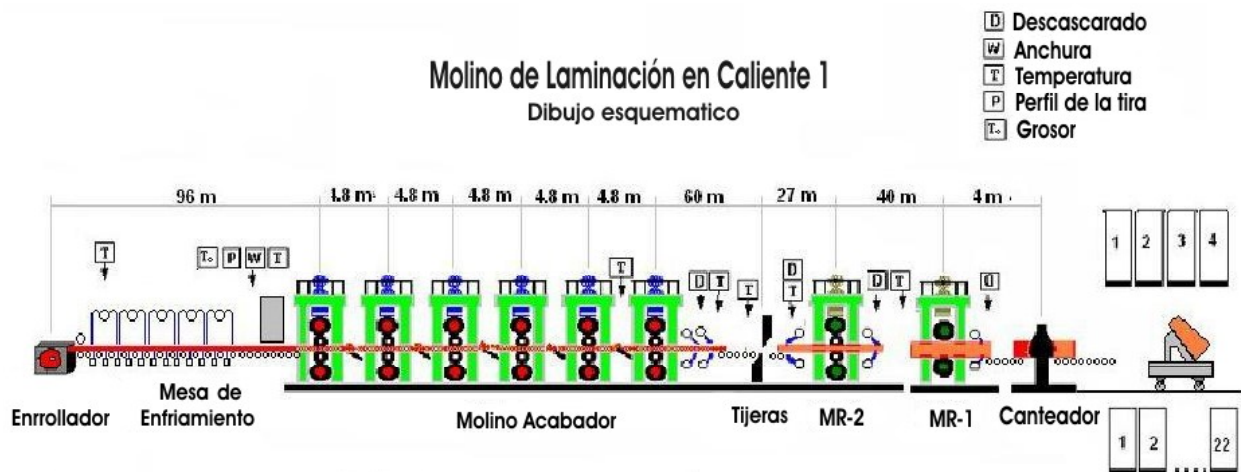


Fig. 2. Proceso de laminación en caliente.

MODELADO DE LA TEMPERATURA DE ENTRADA AL SB MEDIANTE LÓGICA DIFUSA

Acerca de lógica difusa

La lógica difusa, es esencialmente el conjunto de lógicas multivaluadas que extienden a la lógica clásica. Esta última impone a sus enunciados únicamente valores de falso o verdadero. Bien que éstas han modelado satisfactoriamente a una gran parte del razonamiento “natural”, es cierto que el razonamiento humano utiliza valores de verdad que no necesariamente son “tan deterministas”. La lógica difusa procura crear aproximaciones matemáticas en la resolución de ciertos tipos de problemas. Pretenden producir resultados exactos a partir de datos imprecisos, por lo cual son particularmente útiles en aplicaciones electrónicas o computacionales. El adjetivo “difuso” aplicado a ellas se debe a que los valores de verdad no-deterministas utilizados en ellas tienen, por lo general, una connotación de incertidumbre.

Descripción general de los sistemas

En este trabajo se propone modelar la temperatura de entrada al SB utilizando lógica difusa, se presentan dos tipos de modelos difusos los cuales son: Modelo difuso tipo Mamdani y tipo Sugeno. En cada uno de estos se utilizan reglas difusas las cuales son un conjunto de proposiciones IF - THEN que modelan el problema que se requiere resolver. Una regla difusa tiene la forma siguiente:

- Mamdani: if (x is A) and (y is B) then (z is C)
- Sugeno: if (x is A) and (y is B) then (z=f(x, y))

Donde los términos A y B son conjuntos difusos definidos en los rangos de x y y (entradas) respectivamente. Una regla expresa un tipo de relación entre los conjuntos A y B cuya función característica sería $\mu_{A \cap B \rightarrow C}(X, Y)$ y representa lo que se conoce como implicación lógica, esta parte se llama “antecedente” y a la parte donde se utiliza el término *then* se le conoce como “consecuente”. La elección apropiada de esta función característica está sujeta a las reglas de la lógica proporcional. En el caso de los sistemas tipo Sugeno el consecuente es una función determinista.

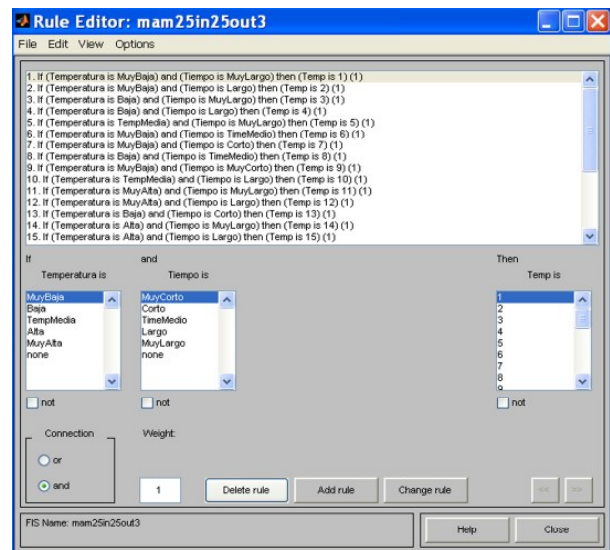


Fig. 3. Reglas de sistema.

Las variables de entrada tienen las etiquetas lingüísticas de temperatura y tiempo, cada una de estas entradas a su vez cuenta con 5 funciones pertenencia (MF), estas funciones mapean cada elemento del conjunto difuso a un grado de pertenencia entre 0 y 1, las MF de temperatura son: MuyBaja, Baja, TempMedia, Alta, MuyAlta, con un rango de [988, 1124] y las de Tiempo: Muy Corto, Corto, Time Medio, Largo, MuyLargo, con un rango de [23, 162]. En el caso de la variable de salida temperatura nombrada con la etiqueta de Temp, cuenta con 25 funciones pertenencia, teniendo como rango [810, 1027]. Se realizan las posibles combinaciones de las funciones pertenencia de entrada temperatura y tiempo con las de salida Temp logrando así 25 reglas difusas, que son la base del conocimiento. Tanto como entradas y salidas se utilizan funciones pertenencia tipo gaussiana (ver figuras 3, 4 y 5).

Sistema difuso Mamdani y Sugeno

Para el caso particular de este trabajo, ambos sistemas: Mamdani y Sugeno, están compuestos por una base de 25 reglas, que fueron establecidas de una forma racional y empírica, basado en conocimiento humano del área en cuestión. Estas reglas están compuestas por dos entradas (antecedentes) y una salida (consecuente).

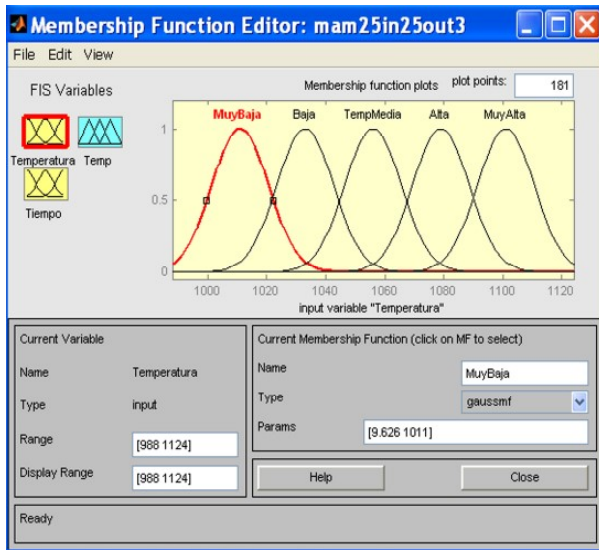


Fig. 4. Función Pertenencia.

En los modelos Mamdani y Sugeno al igual que en el modelo físico se utilizan dos entradas, temperatura y tiempo, para obtener una estimación de Temperatura. Las simulaciones se realizan con el Toolbox de Lógica Difusa de Matlab.

La diferencia entre el sistema Sugeno y el Mamdani, es que el primero tiene funciones lineales a la salida. Para la evaluación de los sistemas se utilizan medidas de desempeño (desviación estándar, media, media absoluta, RMS, y banda de tolerancia), aplicados a el error de estimación.

Los resultados obtenidos de este análisis para los sistemas Sugeno y Mamdani, se muestran en la tabla I.

Tabla I. Desviación estándar, media, media absoluta, RMS, banda de tolerancia, para los sistemas Mamdani y Sugeno.

	Mamdani	Sugeno	Comp.+PI
Desviación estándar	28.1137	28.0815	20.6479
Media	-0.5028	-0.4802	-18.9096
Media absoluta	22.847	22.8181	23.3486
RMS	28.0709	28.0383	27.973
Banda de tol.	50.1684	50.5051	47.8114

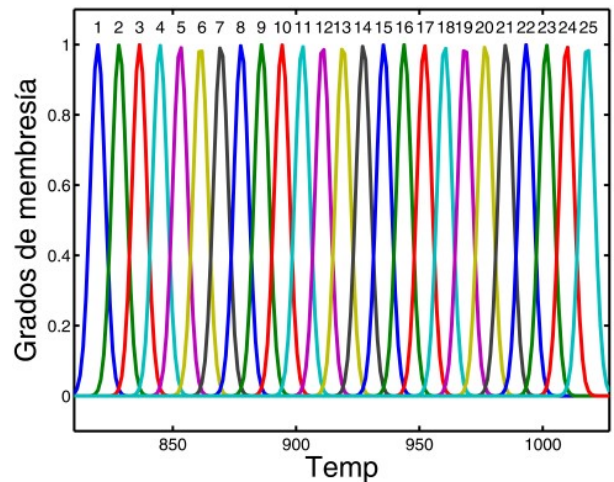
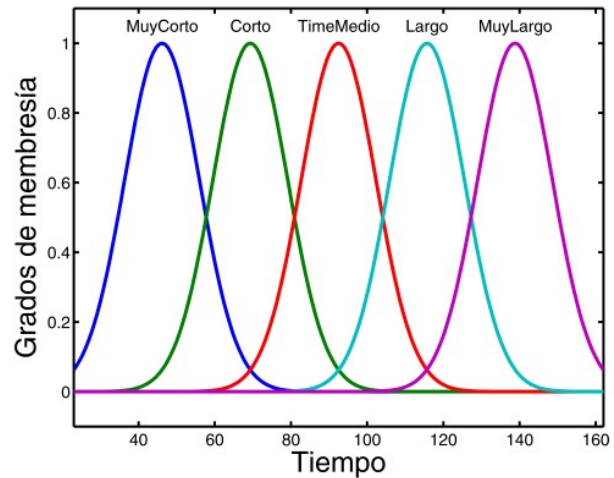
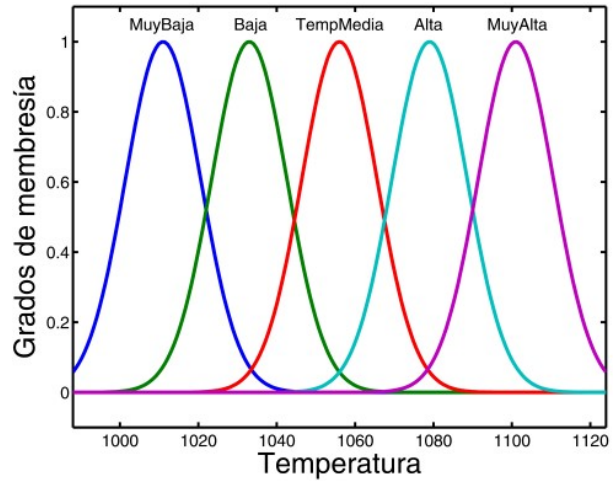


Fig. 5. Funciones de pertenencia (MH) para las variables de entrada: temperatura y tiempo, y para la variable de salida: Temp.

SISTEMA SEMIFÍSICO DIFUSO PARA ESTIMACIÓN DE LA TEMPERATURA DE ENTRADA AL SB

Un sistema híbrido o semifísico es aquel que combina un sistema físico (planta) con otro sistema en este caso lógica difusa. En esta sección se presentarán los resultados de la aplicación de sistema semifísico difuso para la predicción de temperatura en la caja de descascarado.

Descripción del sistema

Este sistema semifísico esta formado por dos sistemas, uno de ellos es un Sistema de Inferencia Neuro Difuso Adaptativo (ANFIS por sus siglas en inglés), y el otro es el modelo +PI (modelo compensado por un control Proporcional Integral), utilizado en planta.

En este trabajo se propone utilizar un esquema semifísico de error aditivo apoyado en sistemas difusos, para la estimación de la temperatura de entrada al SB, como se muestra en la figura 6.

En la figura 6 las entradas son: temperatura y tiempo; \hat{E}_{FIS} es el error estimado por el sistema FIS o ANFIS; $\hat{T}_{mod.}$ es la temperatura estimada por el modelo físico; \hat{T}_{total} es la temperatura estimada por el sistema semifísico; T_{medida} es la temperatura medida en la planta; y E_{semi} es el error de estimación del sistema semifísico.

Este modelo cuenta con dos entradas: errores de temperatura y tiempo. El sistema difuso, de tipo Sugeno, cuenta también con 25 reglas.

Este sistema ANFIS se utiliza para la estimación de el error, el cual sirve para compensar el sistema de planta, como se muestra en el diagrama en paralelo. Se considera como una época a cada ocasión en que el conjunto de datos se presenta a la entrada del sistema para ser evaluado y obtener así el vector

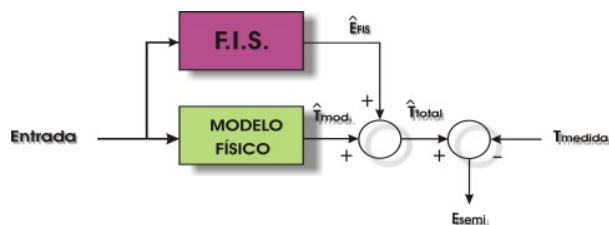


Fig. 6. Esquema semifísico de error aditivo.

de datos necesario para la compensación. A este procesos se le conoce como “entrenamiento”, y se llevo a cabo en diez épocas utilizando el sistema ANFIS.

Con el resultado obtenido por ANFIS, se realiza la operación en paralelo con el modelo de planta, para así obtener la temperatura ya corregida. En la tabla II, se muestran los resultados estadísticos del sistema semifísico.

Tabla II. Desviación estándar, media, media absoluta, RMS, banda de tolerancia, para el sistema semifísico.

	Semifísico
Desviación estandar	16.308
Media	7.4905
Media absoluta	14.506
RMS	17.921
Banda de tol.	73.064

Análisis de los resultados

Como ha sido mencionado, los resultado obtenidos de los sistemas Mamdani y Sugeno, se realizaron como sistemas difusos puros, para obtener una temperatura estimada a la entrada del SB, resultando el sistema Sugeno con mejor desempeño.

Del sistema semifísico se obtuvo un modelo aditivo compensador, el cual genera un error de predicción. Un análisis estadístico fue llevado a cabo para evaluar el desempeño del error de predicción en el sistema difuso Sugeno (ANFIS), modelo semifísico y modelo compensado con PI como se utiliza comúnmente en planta. Los datos de modelo compensado con PI es proporcionado por la planta.

Los resultados mostrados en la tabla III, permiten realizar una comparación estadística de: desviación estándar, media, media absoluta, y RMS, presentando el sistema ANFIS y Semifísico desempeños semejantes. Se busca reducir la desviación estándar, media, media absoluta y RMS. En el caso de la media es deseable que esté cercana a cero, mientras que el parámetro de barras dentro de la banda de tolerancia debe incrementarse.

En la figura 7 se muestra un histograma de los resultados obtenidos, del error de predicción de los modelos semifísico, ANFIS, y compensado +PI.

Tabla III. Desviación estándar, media, media absoluta, RMS, banda de tolerancia, para los sistemas: ANFIS, el sistema semifísico y el modelo +PI.

	ANFIS	Semifísico	Comp. +PI
Desviación estándar	16.2819	16.308	20.6479
Media	-7.5311	7.4905	-18.9096
Media absoluta	14.4958	14.506	23.3486
RMS	17.9144	17.921	27.973
Banda de tol.	73.064	73.064	47.8114

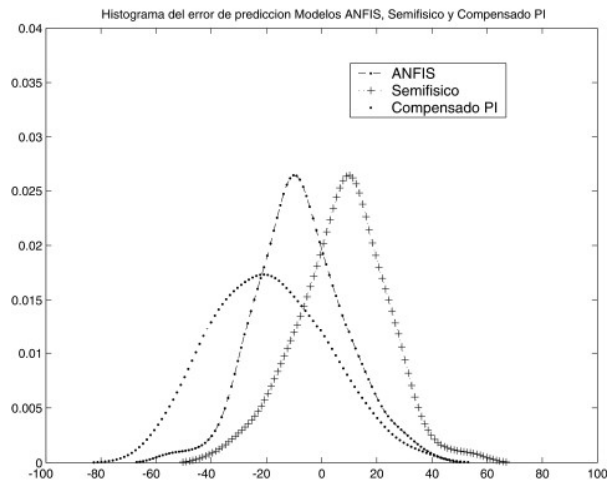


Fig. 7. Histograma de modelos Semifísico, ANFIS y modelo +PI

CONCLUSIONES

En este artículo se presentan los resultados de la evaluación de los modelos difusos de estimación de temperatura, Mamdani y Sugeno sin aprendizaje. De estos dos, el sistema Sugeno resultó ser ligeramente mejor en cuanto a las medidas de desempeño, y ambos superaron al modelo +PI en cuanto a media (valores más cercanos a cero).

En las pruebas (simulaciones) de los Sistemas de Inferencia Neurodifusos Adaptativos (ANFIS), semifísico, y compensado +PI, se utilizaron datos reales de planta.

También se demostró que para la estimación de temperatura a la entrada de la caja de descascarado (SB), para las condiciones establecidas, los esquemas semifísico y ANFIS presentan un desempeño mejor que el sistema compensado +PI en términos de desviación estándar, media, media absoluta, RMS, y banda de tolerancia.

REFERENCIAS

1. Gerardo M. Méndez, Alberto Cavazos, Rogelio Soto & Luis Leduc (2006). Entry temperature prediction of a hot strip mill by a hybrid learning type-2 FLS. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*.
2. G.M. Méndez, Lopez-Juarez, L.A. Leduc, R. Soto & A. Cavazos. Temperature Prediction in hot strip mill Bars using a Hybrid Type-2 Fuzzy Algorithm. *I.J of Simulation*.
3. Min-You Chen. Material Property Prediction Using Neural Fuzzy Network (2000). *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation*.
4. D. A. Linkens, J. H. Beynon & C. M. Sellars (1997). *Grey Box Modelling Methodologies and Their Application to Materials Processing*. Australasia Pacific Forum.
5. Wouter Geerdes. An analysis physical, neural and Hybrid models for temperature prediction in a Hot Strip Mill (2005). *Universidad of Twente en cooperacion con Hylsa Monterrey*.
6. Miguel A. Torres, Alberto Cavazos, Diana Melo, Luis Leduc & Jorge Ramírez. Modelado Semifísico para la estimación de la temperatura de entrada a la concha de descascarado en un molino de laminación en caliente basada en RNA.