CORRELACIÓN EXPERIMENTAL SOBRE LA INFLUENCIA DE LA COMPOSICIÓN Y LA TEMPERATURA EN LAS PROPIEDADES TERMOFÍSICAS DE LOS ACEROS PARA APLICACIONES DE INGENIERÍA

EXPERIMENTAL CORRELATION ON INFLUENCE OF THE COMPOSITION AND TEMPERATURE IN THE STEELS THERMO PHYSICAL PROPERTIES FOR ENGINEERING APPLICATIONS

Yanan Camaraza-Medina1 e-mail: ycamaraza1980@yahoo.com ORCID https://orcid.org/0000-0003-2287-7519

¹Postdoctoral Fellow, Department of Mechanical Engineering, University of Guanajuato, Mexico

Recibido: 05 de septiembre, 2023. Aprobado: 07 de septiembre, 2023. Versión final: 27 de noviembre, 2023

Resumen

En este trabajo es presentado un método predictivo para la estimar la variación de tres propiedades termofísicas (difusividad térmica, calor especifico y conductividad térmica) de 32 AISI-SAE clases comerciales de aceros laminados y recocidos, a una temperatura de trabajo desde 0 a 800°C y con una composición (C, Mn, S, P, Ni, Si, Mo, Cr, V). El método de ajuste de funciones es utilizado para el tratamiento y generalización de los datos experimentales disponibles, obteniéndose una ecuación que proporciona ajustes satisfactorios para extender su uso a la ingeniería térmica. Los modelos propuestos fueron verificados por comparación con datos experimentales disponibles. Para la difusividad térmica, calor especifico y conductividad térmica, los modelos obtenidos correlacionan con una desviación de , ± 17.6 % y ± 8.2 %, ± 16.6 % respectivamente. El peor ajuste de correlación se corresponde a la difusividad térmica del acero AISI-SAE 316, con un error máximo de 17.6 % y un error medio absoluto (EMA) del 8.2 % en el 80.6% de los datos experimentales disponibles. El mejor ajuste lo proporciona el calor específico del acero AISI-SAE 1078, con un error máximo de 1.9 % y un EMA del 1.1% en el 68.3 % de las muestras experimentales disponibles. En todos los casos, el acuerdo del modelo propuesto con los datos experimentales disponibles es lo suficientemente bueno como para ser considerado satisfactorio para diseño práctico.

Palabras clave: Propiedades Termofísicas, Método de Ajuste Progresivo, Generalización de Datos Experimentales, Error Medio Absoluto.

Cómo citar: Camaraza-Medina, Y. (2023). Correlación Experimental sobre la Influencia de la Composición y la Temperatura en las Propiedades Termofísicas de los Aceros para Aplicaciones de Ingeniería. *Fuentes, el reventón energético*, 21(2). 85-101. https://doi.org/10.18273/revfue.v21n2-2023006

Abstract

In this work, a predictive method is presented to estimate the variation of three thermo physical properties (thermal diffusivity, specific heat and thermal conductivity) of 32 AISI-SAE commercial classes of rolled and annealed steels, at a working temperature from 0 to 800°C and with a composition (C, Mn, S, P, Ni, Si, Mo, Cr, V). The function adjustment method is used for the treatment and generalization of the available experimental data, obtaining an equation that provides satisfactory fits to extend its use to thermal engineering. The proposed models were verified by comparison with available experimental data. For thermal diffusivity, specific heat and thermal conductivity, the models obtained correlate with a deviation of $\pm 17.6\%$, $\pm 8.2\%$ and $\pm 16.6\%$, respectively. The weaker adjustment was achieved in the modelling of the thermal diffusivity of AISI-SAE 316 steel, with a maximum error of 17.6% and a mean absolute error (EMA) of 8.2% in 80.6% of the available experimental data. The best indices were obtained in the estimation of the specific heat of AISI-SAE 1078 steel, with a maximum error of 1.9% and an EMA of 1.1% in 68.3% of the available experimental samples. In all cases, the agreement of the proposed model with the available experimental data is good enough to be considered satisfactory for practical design.

Keywords: Thermo physical Properties, Progressive Adjustment Method, Generalization of Experimental Data, Mean Absolute Error.

1. Introducción

El uso de modelos predictivos es una tendencia en la ingeniería moderna. Los elevados costos asociados a los ensayos experimentales, así como los tiempos requeridos para el cómputo y procesamiento de los datos obtenidos pueden ser evitados de esta manera (Minet al., 2020).

El uso de las redes neuronales artificiales (ANN) o del método de elementos finitos (FEM) son dos alternativas a las cuales acude el ingeniero para confeccionar un modelo predictivo. Cuando es requerido computar un grupo elevado de datos experimentales el procesamiento estadístico resulta ser engorroso, lo cual puede ser resuelto fácilmente si el modelo predictivo es confeccionado mediante ANN o FEM (Şahinoğlu & Rafighi, 2021).

A pesar de las facilidades antes expuestas, en la actualidad es limitada la disponibilidad de métodos predictivos que sean capaces de establecer la dependencia de propiedades termofisicas de los aceros con su composición y temperatura de trabajo. En la mayoría de los casos, los modelos disponibles solo permiten la predicción de una sola propiedad para un acero en específico(Shiet al., 2018).

Usando un marco estadístico bayesiano mediante ANN, fue creado un modelo para la predicción de la conductividad térmica del acero AISI-1045. Este modelo permite establecer la dependencia de la conductividad térmica con la temperatura y la composición. (Peet, Hasan & Bhadeshia, 2011). Aunque resulta ser un trabajo pionero en el tema, posee la limitante que su uso queda vedado para otras clases de aceros, sobre todo los utilizados en instalaciones de potencia o intercambio térmico. Además, es aplicable solamente para temperaturas medias $80 \le T \le 380$. En la ingeniería practica son requeridas prestaciones que en muchas ocasiones superan este rango de temperatura.

Otros trabajos muestran un enfoque dirigido a la predicción del flujo de calor en forma tridimensional, estableciendo la variación en un intervalo de tiempo del coeficiente medio de transferencia de calor en cada eje coordenado. Para este propósito es estudiada la transformación de fase y su influencia sobre el coeficiente de transferencia de calor, en el tratamiento térmico de aceros forjados (Khodabakhshi&Kazeminezhad, 2011; Bouissa, et al., 2019).

Mediante la transferencia de calor inversa o del método de capacidad calorífica concentrada puede ser establecida la dependencia entre la temperatura y el coeficiente medio de transferencia de calor. Al graficar los resultados obtenidos se generan las curvas de la velocidad de enfriamiento y las curvas de calentamiento-enfriamiento para los aceros AISI-304 y AISI-1045. (Miranda, et al., 2016).

Para estudiar la influencia de la temperatura y composición sobre la densidad de los aceros AISI-316L y AISI-304 fue utilizado un pulso laser. La velocidad y el espaciado del escaneo del láser durante la fusión del metal fueron procesados estadísticamente con un estudio de varianza, construyendo un modelo con una capacidad de predicción adecuada, computándose una desviación de ±15% en las comparaciones realizadas entre el modelo y las mediciones disponibles (Gomez, et al., 2020). Para la construcción de un modelo predictivo de la conductividad térmica en aceros al carbono AISI- 1008, AISI-1030 y AISI-1045 fueron utilizados cinco algoritmos numéricos diferentes, destacando para este propósito la optimización de elementos finitos y la estimación no lineal de Beck (Somasundharam& Reddy, 2020).

Recientemente fue demostrado la conductividad térmica de aceros al carbono puede ser predicha a partir de la relación existente entre la temperatura y el calor especifico, asumiendo que esa dependencia es una variación paramétrica de la temperatura, estimándose las propiedades a partir de la solución del problema inverso (Wang & Adachi, 2019). A partir de este importante resultado, fue establecido que, en la construcción de modelos de predicción, para garantizar confiabilidad y adecuada dispersión, es indispensable tomar la composición como único dato de entrada(Lieth, et al., 2021).

Para aceros austeníticos (AISI-304 y AISI-316) fue desarrollado un modelo combinado, que permite considerar la influencia de la temperatura de trabajo y composición sobre su conductividad térmica (Narayana, et al., 2020).Mediante regresión lineal múltiple es obtenido un modelo la predicción de la conductividad térmica en aceros al carbono AISI-1030 y AISI-1045 (Zheng, et al., 2020). Un trabajo de característica similar acude a la regresión no lineal, siendo obtenida una curva para predecir el enfriamiento transitorio del aceroAISI-1045 y su conductividad térmica (Borisade, et al., 2021).

En aceros aleados es utilizada la composición (Si, Cr, Ni, Mo), creando mediante ANN la curva de enfriamiento para el tratamiento térmico de los aceros aleados AISI-6150 y AISI-8650, permitiendo además computar la conductividad térmica (Xie, et al., 2021).

La literatura técnica disponible no presenta un método unitario para estimar la influencia sobre las propiedades termofísicas de una amplia gama de aceros, por lo que resultaría extremadamente útil la existencia de un método de predicción que resuelva estas limitantes (Li, et al., 2021).

En este trabajo, es evaluado de forma experimental la influencia de la composición (C, Mn, S, P, Ni, Si, Mo, Cr, V) y la temperatura de trabajo (0-800°C) sobre tres propiedades termofísicas (difusividad térmica, conductividad térmica y calor específico) de 32 clases de aceros comerciales (laminados y recocidos). Los datos experimentales disponibles son generalizados mediante el método de ajuste progresivo de funciones (APF), generando una expresión empírica que permita predecir las propiedades termofísicas evaluadas para cualquier temperatura o composición en el rango de validez del estudio. Por tanto, el objetivo principal de este trabajo es la evaluación experimental de tres propiedades termofísicas de 32 aceros comerciales, caracterizando su dependencia con la temperatura de trabajo y la composición, para posteriormente generalizar los datos experimentales disponibles, proponiendo una relación empírica para la predicción de las propiedades con un margen de error que se considere adecuado para el uso en ingeniería ($\pm 15\%$).

2. Materiales y Métodos

2.1 Procedimiento Experimental

En este trabajo son evaluadas tres propiedades termofísicas (difusividad térmica, calor específico y conductividad térmica). La densidad es obtenida por estimación a partir de su dependencia con las propiedades evaluadas. Para el estudio experimental son usadas dos técnicas básicas. Transient Hot Bridge Method (THB) para obtener la conductividad térmica y Laser Flash Analysis (LFA) para medir el calor específico y la difusividad térmica. En la preparación de las muestras experimentales, para cada clasificación de acero comercial fueron elaboradas 90 piezas con cuatro dimensiones básicas (diámetro x largo); 3 x 3, 6 x 6, 10 x 10 y 25 x 25, con 14, 40, 20 y 16 piezas disponibles, respectivamente. La Tabla 1, resume las características técnicas de los instrumentos de medición utilizados v las normas internacionales de referencia para la confección de los experimentos.

En este trabajo es utilizado el código AISI-SAE para la clasificación de los aceros. Las muestras fueron tomadas de forma aleatoria en una variedad de 32 clases de aceros laminados y recocidos disponibles (1008, 1030, 1045, 1078, 1095, 1145, 1345, 1524, 2330, 2515, 301, 302, 304, 310, 316, 347, 4028, 405, 410, 4130, 4140, 420, 430, 4320, 4626, 5132, 5140, 6150, 8115, 8617, 8650 y 8822), suministrados y certificados por fabricantes de EUA. En cada ensayo, la propiedad termofísica evaluada es medida en un rango de temperaturas de trabajo 0 °C a 800 °C para siete valores prefijados de temperaturas, (0, 100, 200, 300, 400, 600 y 800 °C). En la tabla 2,son dados la cantidad de datos disponibles para cada valor de temperatura y propiedad termofísica estudiada, mientras en la tabla 3, es resumido el rango de validez del método propuesto.

Propiedad termofísica	Características técnicas equipos y normas usadas
Calor específico (C_p) Difusividad térmica (a)	Modelo del instrumento: Linseis LFA 1000 (Alemania, 2021) Normas utilizadas: DIN EN 821, ASTM D-5930-01, BS EN 1159-2, ISO 8301, JIS A1412, DIN EN 12,667 Rango de temperatura: -25 °C a 800 °C Difusividad térmica: (Precisión: $\pm 2.1\%$, Repetitividad: $\pm 1.8\%$) Calor específico: (Precisión: $\pm 3.9\%$, Repetitividad: $\pm 1.9\%$) Difusividad térmica: a 2000 Calor específico: $0.11 J/(kg \cdot °C)$ a 1400 $J/(kg \cdot °C)$
Conductividad térmica (k)	Modelo del instrumento: Linseis THB-Advance (Alemania, 2021) Normas utilizadas: ASTM E1225-99, DIN ISO 2200-2, ASTM C518, D5470, ASTM C177, ASTM E1461, ASTM C714, ASTM E230 Precisión: $\pm 1.0\%$, Repetitividad: $\pm 1.0\%$ Rango de temperatura: -25 °C a 800 °C Conductividad térmica: $0.05 W/(m \cdot °C)$ a 490 $W/(m \cdot °C)$

Tabla 1. Resumen de las normas e instrumentos de medición usados.

Tabla 2.Número de datos experimentales disponibles.

Propiedad termofísica	0°C	100°C	200°C	300°C	400°C	600°C	800°C
Conductividad térmica (k)	2801	3113	3836	3039	3004	2742	2618
Calor específico (C_p)	2602	3418	3051	2964	3258	3049	3153
Difusividad térmica (<i>a</i>)	2177	3073	2417	2189	2781	2947	2516

Entre los aceros evaluados existen marcadas diferencias microestructurales en el diagrama Fe–C para los rangos de temperaturas 400 °C a 600 °C y 600 °C a 800 °C. Estas variaciones se deben fundamentalmente a la influencia de los elementos de aleación y su efecto en la formación de ferrita o austenita, lo cual genera diferencias en la temperatura eutectoide entre los diversos aceros evaluados (Camaraza-Medina, Hernández-Guerrero & Luviano-Ortiz, 2021).

Introducir datos experimentales de esas zonas de temperaturas generaría una elevada dispersión en las mediciones, lo cual reduce la capacidad de correlación de cualquier propuesta de modelo. Por tanto, para cumplir la intención de generar un modelo predictivo que sea válido para una amplia gama de aceros requiere que sean evitados el procesamiento de datos experimentales generados para esos intervalos de temperaturas, evitando así una dispersión elevada en la correlación de las muestras experimentales con el modelo. Esta es la razón fundamental porque son prefijados los siete intervalos de temperaturas.

Tabla 3.Rango de validez del método presentado.

Parámetro	Rango de validez
Clasificación AISI-SAE	1008, 1030, 1045, 1078, 1095, 1145, 1345, 1524, 2330, 2515, 301, 302, 304, 310, 316, 347, 4028, 405, 410, 4130, 4140, 420, 430, 4320, 4626, 5132, 5140, 6150, 8115, 8617, 8650, 8822
Temperatura <i>T</i> (°C)	$0~^o\mathrm{C}~\mathrm{a}~8 imes 10^2~^o\mathrm{C}$
Composición (%)	$\begin{array}{lll} 0.05 \leq C \leq 1; \ 0.3 \leq Mn \leq 2; \ 0.015 \leq P \leq 0.04; \ 0.02 \leq P \leq 0.1 \\ 0.12 \leq Si \leq 1.5; \ 0.2 \leq Ni \leq 22; \ 0.2 \leq Cr \leq 26; \ 0.08 \leq Mo \leq 3 \\ 0.1 \leq V \leq 0.15 \end{array}$

La correlación de los datos experimentales obtenidos es ejecutada mediante el método APF. Este método, aunque proporciona resultados adecuados, el manejo de los datos es en extremo complejo y extenso. El procedimiento a aplicar es idéntico para las tres propiedades estudiadas, por tanto, para ganar en espacio, en este trabajo será mostrada su aplicación a la predicción de la difusividad térmica, mientras que para la conductividad térmica y el calor específico solo serán dadas las correlaciones obtenidas, su ajuste y validación.Los datos experimentales obtenidos son agrupados para cada acero, obteniéndose un valor medio para cada temperatura prefijada mediante la siguiente relación:

$$\bar{a}_{(T)} = \frac{1}{n} \sum a_{(T)}$$
 (1)

Donde: $\bar{a}_{(T)}$ es la difusividad térmica promedio para cada acero estudiado a la temperatura prefijada

T. $\sum a_{(T)}$ es la sumatoria de todos los valores de difusividad térmica disponibles en cada acero estudiado a la temperatura prefijada T. n es el número de muestras disponibles en cada acero estudiado a la temperatura T.En la Tabla 4, son dados los valores promedios de difusividad térmica calculados con la Ec. (1), mientras que en la Tabla 5, es resumida la composición media de cada acero comercial usado.

A partir de la composición promedio (véase la Tabla 5) se determinan los factores de aleación R_1 y R_2 (Camaraza-Medina, Hernández-Guerrero & Luviano-Ortiz, 2022):

$$R_1 = \sqrt{C + Cr}$$
(2)
$$R_2 = \sqrt[4]{Mn + S + P + Si + Ni + Mo + V}$$
(3)

En las Ecs. (2) y (3) los valores de composiciones son dados en %.

	1008	1030	1045	1078	1095	1145	1345	1524	2330	2515	301	302	304	310	316	347
0°C	1.63	1.44	1.44	1.33	1.34	1.51	1.38	1.48	1.35	1.34	0.46	0.44	0.44	0.41	0.48	0.43
100°C	1.48	1.32	1.34	1.27	1.25	1.4	1.27	1.34	1.22	1.19	0.49	0.47	0.47	0.43	0.51	0.45
200°C	1.31	1.21	1.25	1.15	1.16	1.29	1.19	1.26	1.12	1.09	0.51	0.49	0.5	0.45	0.53	0.47
300°C	1.18	1.09	1.15	1.03	1.03	1.12	1.0	1.13	1.0	0.98	0.54	0.51	0.51	0.47	0.52	0.49
400°C	1.01	0.94	1.0	0.9	0.9	0.99	0.85	0.98	0.85	0.83	0.54	0.53	0.53	0.48	0.51	0.5
600°C	0.74	0.71	0.7	0.67	0.68	0.72	0.67	0.73	0.62	0.6	0.55	0.53	0.53	0.45	0.5	0.49
800°C	0.44	0.43	0.42	0.44	0.46	0.45	0.4	0.44	0.44	0.42	0.51	0.5	0.5	0.39	0.46	0.45
	4028	405	410	4130	4140	420	430	4320	4626	5132	5140	6150	8115	8617	8650	8822
0°C	4028 1.44	405 0.73	410 0.74	4130 1.27	4140 1.34	420 0.76	430 0.62	4320 1.32	4626 1.46	5132 1.31	5140 1.4	6150 1.3	8115 1.28	8617 1.22	8650 1.22	8822 1.2
0°С 100°С	4028 1.44 1.3	405 0.73 0.79	410 0.74 0.78	4130 1.27 1.12	4140 1.34 1.21	420 0.76 0.81	430 0.62 0.66	4320 1.32 1.2	4626 1.46 1.36	5132 1.31 1.16	5140 1.4 1.26	6150 1.3 1.23	8115 1.28 1.18	8617 1.22 1.12	8650 1.22 1.12	8822 1.2 1.11
0°C 100°C 200°C	4028 1.44 1.3 1.18	405 0.73 0.79 0.82	410 0.74 0.78 0.82	4130 1.27 1.12 1.04	4140 1.34 1.21 1.15	420 0.76 0.81 0.84	430 0.62 0.66 0.68	4320 1.32 1.2 1.1	4626 1.46 1.36 1.29	5132 1.31 1.16 1.07	5140 1.4 1.26 1.2	6150 1.3 1.23 1.17	8115 1.28 1.18 1.1	8617 1.22 1.12 1.05	8650 1.22 1.12 1.04	8822 1.2 1.11 1.02
0°C 100°C 200°C 300°C	4028 1.44 1.3 1.18 1.06	405 0.73 0.79 0.82 0.84	410 0.74 0.78 0.82 0.84	4130 1.27 1.12 1.04 0.98	4140 1.34 1.21 1.15 1.07	420 0.76 0.81 0.84 0.85	430 0.62 0.66 0.68 0.71	4320 1.32 1.2 1.1 1.02	4626 1.46 1.36 1.29 1.17	5132 1.31 1.16 1.07 0.98	5140 1.4 1.26 1.2 1.08	6150 1.3 1.23 1.17 1.1	8115 1.28 1.18 1.1 1.01	8617 1.22 1.12 1.05 0.97	8650 1.22 1.12 1.04 0.97	8822 1.2 1.11 1.02 0.95
0°C 100°C 200°C 300°C 400°C	4028 1.44 1.3 1.18 1.06 0.94	405 0.73 0.79 0.82 0.84 0.85	410 0.74 0.78 0.82 0.84 0.85	4130 1.27 1.12 1.04 0.98 0.86	4140 1.34 1.21 1.15 1.07 0.93	420 0.76 0.81 0.84 0.85 0.86	430 0.62 0.66 0.68 0.71 0.7	4320 1.32 1.2 1.1 1.02 0.92	4626 1.46 1.36 1.29 1.17 1.02	5132 1.31 1.16 1.07 0.98 0.86	5140 1.4 1.26 1.2 1.08 0.91	6150 1.3 1.23 1.17 1.1 0.99	8115 1.28 1.18 1.1 1.01 0.89	8617 1.22 1.12 1.05 0.97 0.86	8650 1.22 1.12 1.04 0.97 0.86	8822 1.2 1.11 1.02 0.95 0.85
0°C 100°C 200°C 300°C 400°C 600°C	4028 1.44 1.3 1.18 1.06 0.94 0.7	405 0.73 0.79 0.82 0.84 0.85 0.81	410 0.74 0.78 0.82 0.84 0.85 0.81	4130 1.27 1.12 1.04 0.98 0.86 0.67	4140 1.34 1.21 1.15 1.07 0.93 0.72	420 0.76 0.81 0.84 0.85 0.86 0.82	430 0.62 0.66 0.68 0.71 0.7	4320 1.32 1.2 1.1 1.02 0.92 0.71	4626 1.46 1.36 1.29 1.17 1.02 0.75	5132 1.31 1.16 1.07 0.98 0.86 0.69	5140 1.4 1.26 1.2 1.08 0.91 0.67	6150 1.3 1.23 1.17 1.1 0.99 0.76	8115 1.28 1.18 1.1 1.01 0.89 0.68	8617 1.22 1.12 1.05 0.97 0.86 0.69	8650 1.22 1.12 1.04 0.97 0.86 0.69	8822 1.2 1.11 1.02 0.95 0.85 0.67

Tabla 4. Valores para cada acero estudiado,

	1008	1030	1045	1078	1095	1145	1345	1524	2330	2515	301	302	304	310	316	347
С	0.08	0.31	0.47	0.78	0.98	0.46	0.41	0.22	0.33	0.15	0.13	0.13	0.07	0.23	0.07	0.08
Mn	0.4	0.7	0.75	0.45	0.39	0.84	1.72	1.49	0.69	0.49	1.89	1.89	1.89	1.89	1.89	0.4
Р	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03
S	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.06	0.03	0.04	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.04
Si	-	-	-	-	-	-	0.26	-	0.28	0.28	0.64	0.64	0.64	1.31	0.64	-
Ni	-	-	-	-	-	-	-	-	3.47	4.97	7	6.7	9.06	20.31	11.66	-
Cr	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	17.2	18.2	19.2	24	17	-
Mo	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2.58	-
V	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	4028	405	410	4130	4140	420	430	4320	4626	5132	5140	6150	8115	8617	8650	8822
С	0.07	0.28	0.06	0.13	0.31	0.41	0.13	0.1	0.2	0.27	0.33	0.41	0.51	0.16	0.18	0.51
Mn	1.89	0.79	0.84	0.84	0.49	0.87	0.87	0.87	0.54	0.54	0.69	0.78	0.8	0.79	0.79	0.87
Р	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04	0.03	0.03	0.03
S	0.02	0.04	0.03	0.02	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04	0.03	0.03	0.03
Si	0.64	0.28	0.77	0.77	0.28	0.28	0.86	0.86	0.24	0.23	0.28	0.28	0.28	0.23	0.28	0.28
Ni	10.66	-	-	0.61	-	-	-	0.61	1.8	0.83	-	-	-	0.29	0.53	0.53
Cr											0.0	0.0		- ·-		
<u> </u>	18.2	-	13.3	12.7	0.98	0.98	13.2	17.2	0.52		0.9	0.8	0.98	0.42	0.52	0.52
Mo	18.2 -	- 0.26	13.3 -	12.7 -	0.98 0.21	0.98 0.21	13.2 -	17.2 -	0.52 0.26	0.21	0.9 -	0.8 -	0.98 -	0.42 0.12	0.52 0.2	0.52 0.2

Tabla 5. Composición media para cada acero estudiado

2.2 Tratamiento de Datos Experimentales Mediante el Método APF.

Para aplicar el método APF es requerido obtener una correlación base, a la cual posteriormente se le realizan correcciones mediante funciones lineales o polinomios (Camaraza-Medina, 2021). Para definir la correlación base es aplicado el método de mínimos cuadrados a los valores $\bar{a}_{(T)}$ dados en la Tabla 4, obteniendo un polinomio en la forma $\bar{a}_{(T)} = aT^2 + bT + c$ para cada acero, (puede ser usada una función lineal, pero se reduce la capacidad predictiva del modelo).

En la tabla 6, son resumidos los parámetros a, b, c, R^2 obtenidos en la correlación individual realizada para cada acero, así como los respectivos factores de aleación R^1 estimados mediante la Ec. (2), usando los valores de composición reportados en la Tabla 5.

Para establecer la función base requerida, son correlacionados de forma individual la totalidad de los valores a, b y C con R^1 (véase la Tabla 6), obteniéndose así una primera aproximación de la dependencia entre la temperatura y la difusividad térmica para cualquiera de los aceros AISI-SAE evaluados. Las correlaciones obtenidas son graficadas en las Figuras 1 a la 3.Las correlaciones graficadas en las Figuras 1 a la 3 vienen dadas por:

$$Y_1 = 0,008 \cdot (R_1)^2 - 0.053 \cdot R_1 + 0,031 \text{ (4)}$$

$$Y_2 = -13.26 \cdot (R_1)^2 + 110.4 \cdot R_1 - 189 \text{ (5)}$$

$$Y_3 = -352.3 \cdot (R_1)^2 - 23817 \cdot R_1 + 158010 \text{ (6)}$$

AISI-SAE	R_1	а	b	С	<i>R</i> ²	AISI-SAE	R_1	а	b	С	<i>R</i> ²
1008	0.283	0.026	-164.2	16347	0.99	4028	0.529	0.019	-133.4	14379	1.0
1030	0.557	-0.013	-115.2	14400	1.0	405	3.651	-0.076	58.94	73333	1.0
1045	0.686	-0.048	-90.78	14438	0.99	410	3.576	-0.072	55.51	73705	1.0
1078	0.883	-0.02	-100.3	13492	0.99	4130	1.136	-0.002	-95.38	12467	1.0
1095	0.99	-0.01	-107.2	13549	0.99	4140	1.179	-0.014	-91.16	13302	1.0
1145	0.678	-0.008	-127.7	15226	1.0	420	3.646	-0.068	51.71	76240	1.0
1345	0.64	0.005	-127.8	13946	0.99	430	4.155	-0.067	62.28	67400	0.99
1524	0.469	-0.023	-110.4	14736	0.99	4320	0.849	-0.004	-97.27	13089	1.0
2330	0.57	0.018	-130.8	13567	0.99	4626	0.52	-0.003	-95.05	14686	1.0
2515	0.387	0.022	-133.8	13384	1.0	5132	1.109	0.019	-122.4	13037	1.0
301	4.162	-0.04	38.89	45676	0.99	5140	1.1	-0.001	-117.1	14029	0.99
302	4.28	-0.034	35.74	43741	0.99	6150	1.221	-0.04	-62.22	13037	1.0
304	4.387	-0.035	36.38	43883	0.99	8115	0.762	0.001	-97.92	12848	1.0
310	4.922	-0.025	27.16	40780	0.99	8617	0.837	-0.004	-84.99	12166	1.0
316	4.132	-0.028	21.83	46982	0.99	8650	1.015	-0.003	-85.63	12152	1.0
347	4.274	-0.039	35.52	41853	1.0	8822	0.866	0.003	-94.12	12063	1.0

Tabla 6.Correlación de los valores medios para el primer ajuste.



Figura 1. Correlación entre el parámetro *a* y el factor



Figura 2. Correlación entre el parámetro b y el factor



Figura 3. Correlación entre el parámetro *c* y el factor

Para el primer ajuste progresivo fue tomado un polinomio de segundo orden, por tanto, las Ecs. (4) a (6) se transforman a la siguiente relación:

$$\bar{a}_{(1)} \times 10^5 = Y_1 \times T^2 + Y_2 \times T + Y_3$$
 (7)

La Ec. (7) es la primera aproximación del ajuste progresivo de funciones. Para realizar la corrección del ajuste, se procede a calcular mediante la Ec. (7) los valores de $\bar{a}_{(1)}$ para cada uno de los aceros evaluados, utilizando las temperaturas prefijadas (0, 100, 200, 300, 400, 600, 800). Posteriormente es establecido un

cociente entre los datos experimentales medios $\bar{a}_{(T)}$ (resumidos en la Tabla 4) y los valores obtenidos $\bar{a}_{(1)}$, mediante la siguiente expresión: $\bar{a}_{(2)} = \bar{a}_{(T)}/\bar{a}_{(1)}$ (8)

El ajuste requerido en la segunda aproximación es computado con el uso de la Ec. (8), siendo resumidos en la Tabla 7 los valores calculados.

Tabla 7. Valores $\bar{a}_{(2)}$ para cada acero estudiado

AISI-SAE	0°C	100°C	200°C	300°C	400°C	600°C	800°C
1008	1.078	1.092	1.090	1.123	1.118	1.195	1.406
1030	0.996	1.004	1.021	1.033	1.015	1.058	1.027
1045	1.018	1.034	1.063	1.09	1.07	1.011	0.936
1078	0.973	1.005	0.992	0.978	0.953	0.929	0.855
1095	0.999	1.003	1.009	0.98	0.949	0.884	0.859
1145	1.066	1.08	1.097	1.062	1.06	1.042	1.007
1345	0.968	0.975	1.010	0.948	0.912	0.978	0.913
1524	1.008	1.009	1.058	1.072	1.066	1.114	1.108
2330	0.935	0.929	0.946	0.948	0.917	0.921	1.043
2515	0.901	0.888	0.912	0.931	0.909	0.938	1.117
301	0.872	0.87	0.866	0.894	0.886	0.934	0.966
302	0.887	0.884	0.879	0.889	0.914	0.942	0.989
304	0.941	0.935	0.946	0.936	0.96	0.987	1.033
310	1.271	1.222	1.202	1.207	1.233	1.277	1.289
316	0.877	0.857	0.838	0.833	0.827	0.84	0.863
347	0.844	0.843	0.840	0.852	0.86	0.869	0.888
4028	0.991	0.985	0.994	1.005	1.017	1.051	1.214
405	1.1	1.136	1.145	1.158	1.175	1.18	1.191
410	1.083	1.092	1.118	1.133	1.151	1.16	1.174
4130	0.973	0.916	0.915	0.937	0.903	0.89	0.854
4140	1.035	0.996	1.016	1.025	0.976	0.95	0.934
420	1.143	1.163	1.172	1.17	1.187	1.208	1.223
430	1.265	1.291	1.320	1.32	1.325	1.355	1.399
4320	0.96	0.945	0.946	0.968	0.976	0.991	1.033
4626	1.003	1.03	1.087	1.109	1.104	1.129	1.22
5132	0.999	0.945	0.940	0.936	0.893	0.814	0.862
5140	1.066	1.026	1.053	1.031	0.957	0.895	0.883
6150	1.012	1.018	1.038	1.055	1.038	0.998	1.013
8115	0.917	0.919	0.941	0.958	0.948	0.966	1.117
8617	0.885	0.881	0.903	0.921	0.913	0.965	1.059
8650	0.914	0.901	0.906	0.924	0.906	0.934	0.987
8822	0.875	0.876	0.879	0.902	0.89	0.862	1.005

Mediante el método de mínimos cuadrados, es obtenida una correlación en la forma para cada acero. En la tabla 8, son resumidos los parámetros obtenidos en la correlación individual para cada acero, así como los respectivos factores de aleación estimados mediante la Ec. (3), usando los valores de composición reportados en la Tabla 5. Seguidamente son correlacionados individualmente los valores con , siendo graficados en las figuras 4 a la 6 los ajustes obtenidos en casa caso.

AISI-SAE	R_2	d	е	f	R^2	AISI-SAE	R_2	d	е	f	R^2
1008	0.828	0.007	-2.132	10959	0.97	4028	1.088	0.005	-1.91	10002	0.96
1030	0.937	-0.002	2.247	9886	0.91	405	1.137	-0.001	2.265	11063	0.97
1045	0.952	-0.006	3.814	10136	0.96	410	1.227	-0.001	2.163	10791	0.98
1078	0.849	-0.002	0.727	9842	0.96	4130	1.01	-0.001	-1.814	9621	0.93
1095	0.824	-0.001	-0.839	10110	0.95	4140	1.092	0	-1.017	10314	0.92
1145	0.982	-0.001	0.505	10724	0.92	420	1.155	0	1.068	11467	0.97
1345	1.194	-0.001	-0.316	9721	0.97	430	1.245	0	1.492	12739	0.95
1524	1.118	-0.001	2.614	10011	0.92	4320	1.305	0.001	-0.18	9530	0.95
2330	1.456	0.003	-1.171	9476	0.92	4626	1.169	0	2.611	10129	0.92
2515	1.552	0.005	-2.082	9116	0.92	5132	1.007	0.003	-4.825	10028	0.92
301	1.759	0.001	0.075	8689	0.97	5140	1.028	0	-2.335	10703	0.91
302	1.745	0.002	-0.236	8832	0.98	6150	1.036	-0.001	1.337	10127	0.91
304	1.847	0.002	-0.415	9400	0.98	8115	1.105	0.003	-1.054	9294	0.9
310	2.203	0.004	-2.846	12603	0.91	8617	1.168	0.003	-0.314	8878	0.97
316	2.025	0.002	-2.243	8761	0.98	8650	1.18	0.002	-0.835	9136	0.92
347	1.908	0.001	0.171	8424	0.99	8822	1.199	0.003	-1.14	8828	0.93

Tabla 8. Correlación de los valores medios para el segundo ajuste.



Figura 4. Correlación entre el parámetro y el factor



Figura 5. Correlación entre el parámetro y el factor



Figura 6.Correlación entre el parámetroy el factor

Las correlaciones graficadas en las Figuras 4 a la 6 vienen dadas por:

$$Y_4 = -0.003 \cdot (R_2)^2 + 0.009 \cdot R_2 - 0.006 \text{ (9)}$$

$$Y_5 = -1.155 \cdot (R_2)^2 + 2.124 \cdot R_2 - 0.954 \text{ (10)}$$

$$Y_6 = 3105 \cdot (R_2)^2 - 9346 \cdot R_2 + 16490 \text{ (11)}$$

Para el segundo ajuste progresivo fue tomado un polinomio de segundo orden, por tanto, las Ecs. (9) a (11) se transforman a la siguiente relación:

$$\bar{a}_{(3)} \times 10^4 = Y_4 \times T^2 + Y_5 \times T + Y_6$$
 (12)

La difusividad térmica puede ser estimada entonces a partir del producto de los dos ajustes progresivos efectuados, Ecs. (7) y (12), obteniéndose:

$$\bar{a}_{(est)} \times 10^9 = \bar{a}_{(1)} \cdot \bar{a}_{(3)}$$
 (13)

Los valores de difusividad térmica computados con el uso de la Ec. (13) son resumidos en la Tabla 9.

	1008	1030	1045	1078	1095	1145	1345	1524	2330	2515	301	302	304	310	316	347
0°C	1,65	1,51	1,47	1,48	1,46	1,46	1,39	1,46	1,37	1,41	0,51	0,48	0,46	0,35	0,55	0,5
100°C	1,47	1,38	1,35	1,36	1,36	1,34	1,27	1,32	1,24	1,26	0,54	0,51	0,49	0,38	0,58	0,53
200°C	1,3	1,24	1,22	1,25	1,25	1,21	1,15	1,18	1,12	1,12	0,56	0,53	0,51	0,4	0,6	0,55
300°C	1,14	1,1	1,1	1,13	1,14	1,09	1,03	1,05	1.0	0,99	0,57	0,54	0,52	0,4	0,6	0,56
400°C	0,98	0,97	0,97	1,01	1,02	0,96	0,91	0,92	0,88	0,86	0,57	0,55	0,52	0,4	0,6	0,56
600°C	0,66	0,7	0,72	0,77	0,79	0,71	0,68	0,66	0,64	0,61	0,55	0,53	0,5	0,38	0,56	0,53
800°C	0,37	0,43	0,46	0,51	0,54	0,46	0,44	0,4	0,41	0,36	0,49	0,47	0,45	0,32	0,49	0,47
	4028	405	410	4130	4140	420	430	4320	4626	5132	5140	6150	8115	8617	8650	8822
0°C	1,45	0,66	0,66	1,33	1,29	0,65	0,51	1,32	1,43	1,34	1,34	1,3	1,39	1,35	1,31	1,34
100°C	1,32	0,69	0,69	1,25	1,21	0,69	0,55	1,22	1,3	1,26	1,25	1,23	1,28	1,25	1,22	1,23
200°C	1,19	0,71	0,71	1,16	1,13	0,71	0,57	1,11	1,17	1,16	1,16	1,14	1,17	1,14	1,12	1,13
300°C	1,06	0,72	0,72	1,07	1,04	0,72	0,59	1,01	1,04	1,07	1,07	1,06	1,05	1,04	1,03	1,03
400°C	0,93	0,72	0,72	0,97	0,95	0,72	0,59	0,91	0,91	0,97	0,97	0,97	0,94	0,93	0,93	0,92
600°C	0,67	0,69	0,69	0,77	0,76	0,68	0,58	0,7	0,66	0,77	0,76	0,78	0,71	0,71	0,73	0,71
800°C	0,42	0,61	0,61	0,55	0,55	0,61	0,53	0,48	0,41	0,55	0,54	0,56	0,47	0,48	0,52	0,49

Tabla 9. Valores $\bar{a}_{(est)}$ para cada acero estudiado, $m^2/s \times 10^{-5}$

Las otras propiedades termofísicas (conductividad térmica y calor específico) son correlacionadas usando el método APF, siguiendo un procedimiento similar al usado para la difusividad térmica, obteniéndose para la conductividad térmica (Ecs. 14 a la 21) y el calor específico (Ecs. 22 a la 29) las siguientes relaciones:

Relaciones para estimar la conductividad térmica \bar{k}_{est}

$$Y_{1} = -0.002 \cdot (R_{1})^{2} + 0.023 \cdot R_{1} - 0.043 (14)$$

$$Y_{2} = -8.705 \cdot R_{1} + 55.93 (15)$$

$$\bar{k}_{(1)} = Y_{1} \times T + Y_{3} (16)$$

$$Y_{3} = -0.002 \cdot (R_{2})^{2} + 0.0092 \cdot R_{2} - 0.0098 (17)$$

$$Y_{4} = -4.812 \cdot (R_{2})^{2} + 9.96 \cdot R_{2} - 3.386 (18)$$

$$Y_{5} = 2454 \cdot (R_{2})^{2} - 8331 \cdot R_{2} + 16080 (19)$$

$$\bar{k}_{(3)} = Y_{3} \times T^{2} + Y_{4} \times T + Y_{5} (\text{Wm}^{-1}\text{K}^{-1}) (20)$$

$$\bar{k}_{(est)} \times 10^{4} = \bar{k}_{(1)} \cdot \bar{k}_{(3)} (21)$$

Relaciones para estimar el calor específico $\overline{C_{p}}_{(est)}$

$$Y_1 = -0.035 \cdot R_1 + 0.339 \ (22)$$

$$Y_{2} = -1.164 \cdot R_{1} + 451.3 \text{ (23)}$$

$$\overline{Cp}_{(1)} = Y_{1} \times T + Y_{3} \text{ (24)}$$

$$Y_{3} = -0.003 \cdot (R_{2})^{2} + 0.009 \cdot R_{2} \text{ (25)}$$

$$Y_{4} = 0.932 \cdot (R_{2})^{2} - 1.535 \cdot R_{2} - 3.617 \text{ (26)}$$

$$Y_{5} = 702.2 \cdot (R_{2})^{2} - 2109 \cdot R_{2} + 11538 \text{ (27)}$$

$$\overline{Cp}_{(3)} = Y_{3} \times T^{2} + Y_{4} \times T + Y_{5} \text{ (28)}$$

$$\overline{Cp}_{(est)} \times 10^{4} = \overline{Cp}_{(1)} \cdot \overline{Cp}_{(3)} \text{ (J kg}^{-1}\text{K}^{-1} \text{) (29)}$$

3. Análisis de los Resultados y Discusión

3.1 Validación del Modelo Propuesto

El índice de correlación $D_{\%}$ del modelo propuesto es establecido comparando los datos experimentales disponibles (Tabla 4) y los resultados calculados con la Ec. (13), aplicando la siguiente relación (Camaraza-Medina, et al., 2021):

$$D_{\%} = 100 \cdot \frac{\bar{a}_{(exp)} - \bar{a}_{(est)}}{\bar{a}_{(exp)}}$$
 (30)

Los valores $D_{\%}$ computados con la Ec. (30) para la difusividad térmica son resumidos en la Tabla 10. En la figura 7, son correlacionados los valores de $\bar{a}_{(est)}$ y $\bar{a}_{(exp)}$ con una banda de error del 10%.



Figura 7. Correlación entre valores y

Tabla 10. Valores $D_{\%}$ obtenidos en la correlación de datos experimentales.

	1008	1030	1045	1078	1095	1145	1345	1524	2330	2515	301	302	304	310	316	347
0°C	-1,2	-4,9	-2,1	-11,3	-9	3,3	-0,7	1,4	-1,5	-5,2	-10,9	-9,1	-4,5	14,6	-14,6	-16,3
100°C	0,7	-4,5	-0,7	-7,1	-8,8	4,3	0	1,5	-1,6	-5,9	-10,2	-8,5	-4,3	11,6	-13,7	-17,8
200°C	0,8	-2,5	2,4	-8,7	-7,8	6,2	3,4	6,3	0	-2,8	-9,8	-8,2	-2	11,1	-13,2	-17
300°C	3,4	-0,9	4,3	-9,7	-10,7	2,7	-3	7,1	0	-1	-5,6	-5,9	-2	14,9	-15,4	-14,3
400°C	3	-3,2	3	-12,2	-13,3	3	-7,1	6,1	-3,5	-3,6	-5,6	-3,8	1,9	16,7	-17,6	-12
600°C	10,8	1,4	-2,9	-14,9	-16,2	1,4	-1,5	9,6	-3,2	-1,7	0.1	-0.1	5,7	15,6	-12	-8,2
800°C	15,9	0	-9,5	-15,9	-17,4	-2,2	-10	9,1	6,8	14,3	3,9	6	10	17,9	-6,5	-4,4
	4028	405	410	4130	4140	420	430	4320	4626	5132	5140	6150	8115	8617	8650	8822
0°C	-0,7	9,6	10,8	-4,7	3,7	14,5	17,7	0	2,1	-2,3	4,3	0	-8,6	-10,7	-7,4	-11,7
100°C	-1,5	12,7	11,5	-11,6	0.2	14,8	16,7	-1,7	4,4	-8,6	0,8	0	-8,5	-11,6	-8,9	-10,8
200°C	-0,8	13,4	13,4	-11,5	1,7	15,5	16,2	-0,9	9,3	-8,4	3,3	2,6	-6,4	-8,6	-7,7	-10,8
300°C	0	14,3	14,3	-9,2	2,8	15,3	16,9	1	11,1	-9,2	0,9	3,6	-4	-7,2	-6,2	-8,4
400°C	1,1	15,3	15,3	-12,8	-2,2	16,3	15,7	1,1	10,8	-12,8	-6,6	2	-5,6	-8,1	-8,1	-8,2
600°C	4,3	14,8	14,8	-14,9	-5,6	17,1	13,4	1,4	12	-11,6	-13,4	-2,6	-4,4	-2,9	-5,8	-6
800°C	16	15,3	15,3	-12,2	-7,8	17,5	15,9	4	16,3	-12,2	-14,9	0	9,6	5,9	-2	0.1

En las figuras 8 y 9,
son correlacionados los valores de $\bar{k}_{(est)}~vs~\bar{k}_{(exp)}~y~\overline{C_p}_{(est)}~vs~\overline{C_p}_{(T)}$ con bandas

de error del 15 y 12 %, respectivamente.



Figura 8. Correlación entre valores $\bar{k}_{(est)} \ y \ \bar{k}_{(T)}$

3.2 Estimación de los Índices de Dispersión del Método APF

Para estimar la dispersión obtenida en la correlación de los modelos propuestos, se computa el error medio absoluto (EMA) mediante las siguientes ecuaciones (Roque-Villalonga & Camaraza-Medina, 2022):

$$EMA_{(a)} = \frac{1}{n} \Sigma_n \left| \frac{\bar{a}_{(T)} - \bar{a}_{(est)}}{\bar{a}_{(T)}} \right|$$
(31)
$$EMA_{(k)} = \frac{1}{n} \Sigma_n \left| \frac{\bar{k}_{(T)} - \bar{k}_{(est)}}{\bar{k}_{(T)}} \right|$$
(32)
$$EMA_{(Cp)} = \frac{1}{n} \Sigma_n \left| \frac{\overline{C_p}_{(T)} - \overline{C_p}_{(est)}}{\overline{C_p}_{(T)}} \right|$$
(33)

En la tabla 11, son resumidos los valores $D_{\%}$ y EMA obtenidos al correlacionar las Ecs. (13), (21) y (29) con los datos experimentales disponibles.

Para la difusividad térmica el peor ajuste es obtenido para el acero AISI-SAE 316, con un error máximo de 17.6% a una temperatura de 400°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 8.2% en el 80.6% de los datos experimentales disponibles. El mejor ajuste es generado para el acero AISI-SAE 6150, con un error máximo de 3.6% a una temperatura de 800°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 1.5% en el 82.1% de las muestras experimentales. El método propuesto correlaciona con



Figura 9. Correlación entre valores $\overline{C_p}_{(est)} \ y \ \overline{C_p}_{(T)}$

respecto a los 18100 datos experimentales disponibles con una desviación de ± 17.6 %, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 7.7 % en el 50.9% de los datos experimentales.

Para el calor específico el peor ajuste es obtenido para el acero AISI-SAE 6132, con un error máximo de 8.3% a una temperatura de 300°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 6.1% en el 75.5% de los datos experimentales disponibles. El mejor ajuste es generado para el acero AISI-SAE 1078, con un error máximo de 1.9 % a una temperatura de 600°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 1.1% en el 68.3 % de las muestras experimentales. El método propuesto correlaciona con respecto a los 21495 datos experimentales disponibles con una desviación de , mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 2.7% en el 53.8% de los datos experimentales.

Para la conductividad térmica el peor ajuste es obtenido para el acero AISI-SAE 430, con un error máximo de 16.6% a una temperatura de 400°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 13.2 % en el 74.7% de los datos experimentales disponibles. El mejor ajuste es generado para el acero AISI-SAE 6150, con un error máximo de 2.5% a una temperatura de 300°C, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 1.3% en el 70.2 % de las muestras experimentales. El método propuesto correlaciona con respecto a los 21153 datos experimentales disponibles con una desviación de ± 16.6 %, mientras el valor EMA en el rango de validez evaluado es igual al 6.1 % en el 56.5 % de los datos experimentales.

AISI-SAF	$\bar{k}_{(est)}$ $\overline{C_P}_{(est)}$ $\bar{a}_{(est)}$		est)	AISI-SAF	$\overline{k}_{(est)}$		$\overline{C_P}_{(est)}$		$\overline{a}_{(est)}$				
71151-571L	$D_{\%}$	EMA	$D_{\%}$	EMA	$D_{\%}$	EMA	71101-071L	$D_{\%}$	EMA	$D_{\%}$	EMA	$D_{\%}$	EMA
1008	2.8 14.7	7.1	-3.0 3.8	2.1	-1.0 15.9	5.1	4028	-2.1 8.8	2.3	-4.0 0.7	2.1	-1.5 16.0	3.5
1030	-0.8 4.8	2.2	1.4 5.7	3.5	-5.0 1.4	2.5	405	1.1 10.6	6.6	-3.6 1.2	1.6	9.6 15.3	13.5
1045	-10.1 3.3	3.1	-2.6 2.0	1.3	-10.0 4.3	3.6	410	1.9 12.1	7.8	-4.9 0.7	1.8	10.8 15.4	13.6
1078	-16.5 -3.9	8.8	-1.1 1.8	1.2	-16.0 -7.1	11.4	4130	-7.8 -2.6	5.6	0.3 6.0	3.0	-15.0 -4.7	11.0
1095	-15.5 -6.2	11.0	-3.2 1.8	1.9	-17.0 -7.8	11.9	4140	-5.7 1.3	3.2	-4.9 0.7	4.3	-7.8 3.7	3.4
1145	-5.8 2.6	2.7	-4.5 0.7	2.8	-2.2 6.2	3.3	420	3.3 11.8	8.7	-4.3 0.8	1.7	-14.5 17.6	15.9
1345	-8.9 4.8	4.0	-3.7 4.2	3.1	-10.0 3.4	3.7	430	6.1 16.7	13.1	-4.6 0.3	2.2	-13.4 17.4	16.1
1524	1.9 5.0	3.4	-4.1 3.2	1.9	1.4 9.6	5.9	4320	-1.2 2.1	1.1	-4.8 0.8	2.7	-1.7 4.0	1.4
2330	0.8 4.6	2.1	-5.2 0.2	2.4	-3.5 6.8	2.4	4626	-3.5 6.9	4.5	-7.8 -4.3	6.0	2.1 16.3	9.4
2515	-1.7 8.3	2.0	-6.3 0.7	3.4	-5.9 14.3	4.9	5132	-15.8 3.1	5.3	-2.5 8.3	6.1	-2.3 13.0	9.3
301	-10.6 -7.6	8.6	-4.4 2.8	2.2	-11.0 3.9	6.6	5140	-15.3 2.3	5.5	-5.0 -1.9	3.3	-15.0 4.3	6.3
302	-8.6 -4.5	5.8	-2.1 3.6	2.2	-9.1 6.0	5.9	6150	-2.0 2.5	1.4	-4.0 0.3	2.1	-2.6 3.6	1.5
304	-4.6 -1.1	2.4	-2.9 3.2	1.8	-4.5 10.0	4.3	8115	-10.7 3.8	8.2	-5.5 -1.9	3.5	-8.6 9.6	6.7
310	-10.5 16.4	12.9	-8.0 -0.6	3.9	11.1 17.9	14.6	8617	-8.8 2.1	6.7	-5.3 2.7	2.4	-12.0 5.9	7.9
316	-8.9 -4.2	6.4	-8.1 -1.1	4.0	-17.6 -6.5	13.3	8650	-8.0 3.2	6.5	-5.4 1.5	2.4	-8.9 -2.0	6.6
347	-11.8 -7.6	9.2	-4.4 1.8	1.9	-17.5 -4.4	12.9	8822	-7.8 1.0	5.9	-3.7 1.9	1.7	-12.0 0.1	7.9
							Todos los datos	-16.5 16.7	6.1	-8.1 8.3	2.7	-17.6 17.4	7.7

Tabla 11. Valores $D_{\%}$ y *EMA* obtenidos en la correlación con valores experimentales.

4. Conclusiones

A partir de la generalización de datos experimentales obtenidos en este trabajo, es desarrollado un método predictivo para estimar la influencia de la composición y temperatura de trabajo sobre tres propiedades termofísicas correspondientes a 32 AISI-SAE clases comerciales de aceros laminados y recocidos.

Los modelos propuestos fueron verificados por comparación con datos experimentales disponibles. Para la difusividad térmica, calor especifico y conductividad térmica, los modelos obtenidos correlacionan con la totalidad de los datos experimentales con una desviación de ± 17.6 %, ± 8.2 % y ± 16.6 %, respectivamente.

Para el calor especifico, se obtiene el mejor valor de EMA con un 2.7 % en el 53.8 % de los datos experimentales, mientras que el peor valor de EMA es computado para la difusividad térmica con un 7.7 % en el 50.9 % de las muestras experimentales disponibles.

El peor ajuste de correlación obtenido se corresponde a la difusividad térmica del acero AISI-SAE 316, con un error máximo de 17.6 % a una temperatura de 400°C, y un EMA del 8.2% en el 80.6% de los datos experimentales disponibles. El mejor ajuste es generado en el cálculo del calor específico del acero AISI-SAE 1078, con un error máximo de 1.9 % a una temperatura de 600°C, y un EMA del 1.1% en el 68.3 % de las muestras experimentales disponibles.

En todos los casos, el acuerdo del modelo propuesto con los datos experimentales disponibles es lo suficientemente bueno como para ser considerado satisfactorio para diseño práctico.

Referencias

- Borisade, S.G., Ajibola, O.O., Adebayo, A.O., & Oyetunji, A. (2021). Development of mathematical models for the prediction of mechanical properties of low carbon steel (LCS). *Materials Today: Proceedings*, 38, 1133-1139. https://doi. org/10.1016/j.matpr.2020.07.134
- [2] Bouissa, Y., Shahriari, D., Champliaud, H., & Jahazi, M. (2019). Prediction of heat transfer coefficient during quenching of large size forged blocks using modeling and experimental validation. *Case Studies in Thermal Engineering*, 13, 100379. https://doi.org/10.1016/j.csite.2018.100379

- [3] Camaraza-Medina, Y. (2021) Methods for the determination of the heat transfer coefficient in air cooled condenser used at biomass power plants, *International Journal of Heat and Technology*, 39(5), 1443-1450.https://doi.org/10.18280/ ijht.390505
- [4] Camaraza-Medina, Y., Retirado-Mediaceja, Y., Hernandez-Guerrero, A., & Luviano-Ortiz, J.L. (2021). Energy efficiency indicators of the steam boiler in a power plant of Cuba. *Thermal Science and Engineering Progress*, 23, 100880. https://doi. org/10.1016/j.tsep.2021.100880
- [5] Camaraza-Medina, Y., Hernandez-Guerrero, A., & Luviano-Ortiz, J.L. (2021). New method for the cost assessment analysis of shell-and-tube heat exchangers. *Latin American Applied Research*, 51(4), 315-320. https://doi.org/10.52292/j. laar.2021.713
- [6] Camaraza-Medina, Y., Hernandez-Guerrero, A., & Luviano-Ortiz, J.L. (2022). Experimental study on influence of the temperature and composition in the steels thermo physical properties for heat transfer applications. *Journal of Thermal Analysis* and Calorimetry, 147(21), 11805-11821. https:// doi.org/10.1007/s10973-022-11410-8
- [7] Gomez, C.F., Van Der Geld, C.W.M., Kuerten, J.G.M., Bsibsi, M., &Van Esch, B.P.M. (2020). Quench cooling of fastmoving steel plates by water jet impingement. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 163, 120545.https://doi. org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120545
- [8] Khodabakhshi, F., &Kazeminezhad, M. (2011). The effect of constrained groove pressing on grain size, dislocation density and electrical resistivity of low carbon steel. *Materials & Design*, 32(6), 3280-3286. https://doi.org/10.1016/j. matdes.2011.02.032
- [9] Li, W., Chen, H., Li, C., Huang, W., Chen, J., Zuo, L., Ren, Y., He, J.,& Zhang, S. (2021). Microstructure and tensile properties of AISI 321 stainless steel with aluminizing and annealing treatment. *Materials & Design*, 205, 109729. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2021.109729

- [10] Lieth, H.M., Al-Sabur, R., Jassim, R.J., &Alsahlani, A. (2021) Enhancement of corrosion resistance and mechanical properties of API 5L X60 steel by heat treatments in different environments. *Journal* of Engineering Research, 9(4B), 428-440. DOI: https://doi.org/10.36909/jer.14591
- [11] Min, K.M., Jeong, W., Hong, S.H., Lee, C.A., Cha, P.R., Han, H.N., & Lee, M.G. (2020). Integrated crystal plasticity and phase field model for prediction of recrystallization texture and anisotropic mechanical properties of coldrolled ultra-low carbon steels. *International Journal of Plasticity*, 127, 102644.https://doi. org/10.1016/j.ijplas.2019.102644
- [12] Miranda, G., Faria, S., Bartolomeu, F., Pinto, E., Madeira, S., Mateus, A., Carreira, P., Alves, N., Silva, S. F., & Carvalho, O. (2016). Predictive models for physical and mechanical properties of 316L stainless steel produced by selective laser melting. *Materials Science and Engineering: A*, 657, 43-56. https://doi.org/10.1016/j. msea.2016.01.028
- [13] Narayana, P.L., Lee, S.W., Park, C.H., Yeom, J.-T., Hong, J.-K., Maurya, A.K., & Reddy, N.S. (2020). Modeling high-temperature mechanical properties of austenitic stainless steels by neural networks. *Computational Materials Science*,179,109617. https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2020.109617
- [14] Peet, M.J., Hasan, H.S., & Bhadeshia, H.K.D.H. (2011). Prediction of thermal conductivity of steel. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 54(11-12),2602-2608. https://doi. org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2011.01.025
- [15] Roque-Villalonga, G., & Camaraza-Medina, Y. (2022). Modelación empírica de la conductividad térmica para un grupo de aceros. *DYNA*, 89(224), 156-164. https://dialnet.unirioja.es/servlet/ articulo?codigo=8734834
- [16] Şahinoğlu, A., & Rafighi, M. (2021) Investigation of tool wear, surface roughness, sound intensity and power consumption during hard turning of AISI 4140 using multilayer-coated carbide inserts. *Journal of Engineering Research*, 9(4B), 377-395. https://doi.org/10.36909/jer.8783

- [17] Shi, L., Lin, S.T.K., Lu, Y., Ye, L., & Zhang, Y.X. (2018). Artificial neural network based mechanical and electrical property prediction of engineered cementitious composites. *Construction and Building Materials*, 174, 667-674.https://doi. org/10.1016/j.conbuildmat.2018.04.127
- [18] Somasundharam, S., & Reddy, K.S. (2020). Inverse analysis for simultaneous estimation of temperature dependent thermal properties of isotropic materials. *Thermal Science and Engineering Progress*, 20, 100728.https://doi. org/10.1016/j.tsep.2020.100728
- [19] Wang, Z. L., & Adachi, Y. (2019). Property prediction and properties-to-microstructure inverse analysis of steels by a machine-learning approach. *Materials Science and Engineering: A*, 744, 661-670. https://doi.org/10.1016/j. msea.2018.12.049
- [20] Xie, Q., Suvarna, M., Li, J., Zhu, X., Cai, J., & Wang, X. (2021). Online prediction of mechanical properties of hot rolled steel plate using machine learning. *Materials & Design*, 197,109201. https:// doi.org/10.1016/j.matdes.2020.109201
- [21] Zheng, B., Shu, G., Wang, J., Gu, Y., & Jiang, Q. (2020). Predictions of material properties in cold-rolled austenitic stainless steel tubular sections. *Journal of Constructional Steel Research*, 164, 105820. https://doi.org/10.1016/j. jcsr.2019.105820