Artículo de Investigación / Research Paper

Modelamiento de los Modos de Transferencia del Proceso de Soldadura GMAW

Modeling of Metal Transfer Modes of GMAW Process

J. S. Rudas¹⁺, J. S. Restrepo¹, L. E. Tobón¹, L. Olmos¹

Fecha de recepción: Junio 4 de 2014 Fecha de aceptación: Septiembre 24 de 2014

Resumen

La predicción de los modos de transferencia del proceso de soldadura GMAW ha sido una problemática de gran interés para la comunidad científica e industrial. Lograr relacionar la variación de la entrada de energía con las dinámicas balanceables del proceso de soldadura GMAW se presenta en la actualidad como un reto. En este artículo se realiza un modelo con el fin de predecir el modo de transferencia en relación al punto de operación. Desarrollando un modelo caja gris se obtiene la dinámica de la corriente, el calor generado por dicha corriente, la dinámica de la temperatura en el electrodo y la tasa de fusión. Mediante la utilización de la teoría de identificación de sistemas se desarrolló un modelo caja negra capaz de predecir el modo de transferencia del proceso de soldadura. Se observó que la variación en la dinámica de la corriente afecta profundamente la estabilidad del modo de transferencia, siendo más estable los modos por corto circuito y aspersión, presentándose varios puntos de inestabilidad de transferencia de material en la transición del modo globular al modo por aspersión.

Palabras clave: Modelamiento, predicción, modos de transferencia, GMAW, redes neuronales.

¹ Grupo de investigación en procesos dinámicos KALMAN, Universidad Nacional de Colombia. Grupo de investigación e Innovación GIIEN, Institución Universitaria Pascual Bravo

⁺ ju.rudas@pascualbravo.edu.co

Abstract

The metal transfer modes prediction of a GMAW processes welding it was an interesting research problem for scientific and industrial community. To get link the input energy variation with GMAW balance dynamics it's a current challenge. In this paper develop a model for quantify, describe and predict some physics dynamics purpose and identify the metal transfer mode in function of an operation point. The dynamic current, the heat generation, the welding rate and the thermal dynamics it's calculated with a semiphysics model. By other hand, use a system identification theory we predict the transfer mode welding with artificial neural network. The current variation deeply affects the transfer mode stability. The court-circuit and the aspersion transfer mode it's the most stable modes, some instability it's present between globular and aspersion transition transfer mode.

Keywords: modelling, predict, transfer modes, GMAW welding, neural netwoks.

1. Introducción

E l proceso de soldadura por arco eléctrico con electrodo metálico y gas de protección o *GMAW* (por sus siglas en inglés *Gas Metal Arc Welding*) es ampliamente utilizado en la industria mundial debido a su capacidad para soldar a gran velocidad altas tasas de deposición, obtener uniones soldadas de alta calidad la facilidad para la automatización y por ser capaz de soldar un amplio rango de metales. Sin embargo, la implementación industrial del proceso de soldadura es en su mayoría manual y el conocimiento que se tiene respecto del proceso es altamente empírico. Las mejoras realizadas hasta la fecha en los procesos de soldadura por arco en el medio se han limitado al uso de códigos y estudios que brindan soluciones específicas, sin profundizar en la comprensión de fenómenos físicos como la dinámica de las variables eléctricas o la transferencia de calor, los cuales determinan la profundidad del charco de soldadura, la tasa de fusión y calidad de las juntas. Se tienen estudios que relacionan diferentes variables y parámetros de operación del proceso de soldadura GMAW.

Se ha utilizado diferentes metodologías para el desarrollo de modelos caja gris o caja negra, en los cuales buscan predecir y/o controlar el proceso garantizando repetitividad en la aplicación de la soldadura ^{[1]-[6]}. Hu y Tsai, en ^[3], realizan un estudio fenomenológico, desarrollando un modelo caja gris del arco capaz de representar, explicar y predecir las dinámicas térmicas, la intensidad de corriente, la presión y el flujo electromagnético. El mismo año Hu & Tsai publican una segunda parte complementaria a este artículo ^[4] donde

desarrollan un modelo con las mismas cualidades del anterior, pero esta vez estudian las dinámicas de las transferencia de masa en el proceso y su vinculación con los cambios térmicos que se presentan en el arco. Mishra y otros ^[5] también desarrollan un modelo caja gris del proceso de difusión realizando balances de energía, masa, y momentum, además presenta un análisis termodinámico. Por otro lado, Sukhomay^[6] propone un modelo de caja negra en el cual identifican, mediante una red neuronal artificial, el esfuerzo límite de la junta soldada. La predicción de los modos de transferencia de metal ha sido un objetivo para algunos autores ^{[7][9]} sin embargo no se ha presentado en la literatura un modelo capaz de predecir todos los modos de transferencia de metal. En este trabajo se desarrollan dos modelos acoplados, el primero, un modelo caja gris cuya base fenomenológica permite estudiar la dinámica de la corriente, la dinámica de la temperatura generada en la punta del electrodo y la tasa de fusión; el segundo modelo es caja negra y ayuda a predecir el modo de transferencia en el cual se está operando. Este artículo concentra los resultados de ambos modelos acoplados.

2. Metodología

El modelo general está compuesto por dos grandes bloques: uno, el modelamiento dinámico (modelo caja gris) y dos, la identificación de sistemas (modelo caja negra). En la Fig. 1 se presenta un esquema del modelo desarrollado para el proceso de soldadura GMAW donde se vinculan el cálculo dinámico con la predicción de los modos de transferencia.

Con el desarrollo de modelos caja gris (primer bloque Fig.1) se busca representar y predecir dos de las variables de interés dentro del sistema partiendo del estudio de los fenómenos físicos, químicos y eléctricos presentes en el proceso de soldadura GMAW y complementándolos con ecuaciones constitutivas. Con este tipo de modelos se estudia el comportamiento dinámico de las señales eléctricas del proceso, brindado información relevante de los fenómenos físicos involucrados en el proceso [10] [11]. Es así como en este primer bloque se logra cuantificar la magnitud de la corriente, la temperatura y la cantidad de material depositado o tasa de fusión.

En el segundo bloque, o bloque de identificación de sistemas (Ver Fig. 1) se realiza una predicción de los modos de transferencia del proceso de soldadura. La predicción se realiza mediante una identificación de sistemas realizada con una red neuronal artificial ^[6]. La red neuronal se encuentra previamente entrenada con valores tomados en el laboratorio y también con tablas reportadas en la literatura, específicamente para el soldadura por arco eléctrico con electrodo metálico ER-70S-6 y gas de protección 98Ar-Co2 y bajo las mismas condiciones de operación (gas protector, tipo y diámetro del electrodo, velocidad de alimentación, etc.) La salida del bloque de identificación de sistemas informa si el modo de transferencia es Corto circuito, Corto circuito transición a Globular, Globular, Aspersión o un punto de operación Inestable.

Al hacer uso de dos metodologías de desarrollo de modelos se busca generar un modelo de predicción robusto y confiable.

2.1. Modelamiento dinámico o modelo caja gris

El modelamiento del proceso de soldadura GMAW ha permitido analizar los fenómenos y principios que rigen este proceso y predecir factores importantes como la tasa de deposición de material de aporte y la temperatura de transferencia en función de las fluctuaciones de propiedades eléctricas y operativas del proceso. El desarrollo de modelos que representen el proceso GMAW ha tenido como propósito controlar alguna de las variables presentes en el mismo [12][15].





El modelamiento dinámico se realiza con base en las leyes de la conservación donde se realizan dos balances de energía: el primer balance de energía eléctrica, utilizando la ley de Kirchhoff, brinda la dinámica de la corriente y, el segundo balance, de energía térmica, utilizando la primera ley de la termodinámica. Este balance se desarrolla calculando la cantidad de energía eléctrica que se transforma en calor y se disipa tanto en el electrodo como mecanismo de fusión, al ambiente en forma de calor, luminiscencia y otras pérdidas. En la Fig. 2 se presenta el circuito equivalente del proceso de soldadura al cual se realiza el primer balance de energía. La Ecuación (1) es el balance de energía eléctrica, en el cual se relaciona la fuente de voltaje Voc o voltaje de circuito abierto con el voltaje generado en el arco Varco por el flujo de corriente a través del gas protector.

$$\frac{dI}{dt} = \frac{V_{oc} - V_{arco} - I(R_L + R_S + R_W)}{L_S + L_W}$$
(1)

Los demás parámetros son: R_L resistencia de las inductancias, R_s resistencia de la fuente de potencia, R_w resistencia total de los cables de conducción, L_s inductancia de la fuente de potencia y L_w inductancia total de los cables de conducción.

El proceso de soldadura GMAW es un proceso semiautomático, automático y manual el cual relaciona proporcionalmente el voltaje en el arco, *Varco*, con la longitud del arco. Es este modelo se asume que la longitud del arco es constante durante todo el proceso, esto se puede emular en laboratorio utilizando un bugo o un brazo robótico.



FIGURA 2. Circuito equivalente del proceso de soldadura GMAW. Ilustración editada y traducida de [1]

En el proceso de soldadura, una alta densidad de energía en forma de calor es aplicada sobre las partes o superficies a soldar. Esta fuente de calor debe ser lo suficiente para lograr fundir el electrodo. La energía de entrada está dada por el flujo de corriente generada por la fuente de potencia y es la entrada de energía al arco, el arco es la parte principal del proceso de soldadura. Existen diferentes aproximaciones a la entrada de energía térmica al arco ^{[4],[9],[16]}. En la Ecuación (2) se presenta la entrada de energía neta que dada por el voltaje de circuito abierto Voc, la corriente *I*, la velocidad de desplazamiento de la pistola v_{sol} y un factor η llamado eficiencia de transferencia de calor.

$$Q = \frac{V_{oc} \cdot I}{v_{SOL}} \eta \left[\frac{W}{m/s} \right]$$
⁽²⁾

El factor de eficiencia de transferencia de calor tiene un valor entre 0.66 y 0.85 para el proceso de soldadura GMAW y entre 0.21 y 0.48 para el proceso de soldadura GTAW [16].

El calor aportado también es relacionado con la temperatura de fundición o el área transversal del electrodo. Conociendo la entrada de energía se puede plantear el segundo balance, balance de energía térmica. En la Ecuación (3) se presenta la dinámica de la temperatura sobre el electrodo y parte del arco.

$$\frac{dT}{dt} = \frac{K(T)}{\rho \cdot C(T)} \Delta T + \frac{Q}{\rho \cdot C(T)}$$
(3)

Las pérdidas de energía por disipación en los cables de conducción, pérdidas por disipación al ambiente en forma de luz, calor y ruido están incluidas en el factor de eficiencia de transferencia.

2.2. Identificación de sistemas o modelo caja negra

Los modelos caja negra, también llamados modelos empíricos, se desarrollan en el caso tal que el modelador tiene la posibilidad de obtener datos de medición de las entradas y salidas del proceso; estimulando o excitando el sistema se logra obtener información útil para la identificación del modelo y así poder predecir el comportamiento de las variables de interés.

La generación de modelos fenomenológicos para la predicción de los modos de transferencia en procesos de soldadura GMAW ha tenido diferentes acercamientos ^{[9], [10], [11]}, sin embargo la implementación de modelos fenomenológicos no es un mínimo común denominador en la industria y su uso se limita a comunidades científicas especializadas. Es por esta razón que se propone en este trabajo realizar una identificación de los modos de transferencia del proceso de soldadura GMAW mediante la utilización de un modelo caja negra, usando específicamente redes neuronales artificiales (RNA). Los modelos desarrollados mediante redes neuronales artificiales poseen determinadas cualidades que hace su implementación sea más fácil y su uso sea más intuitivo.

Para el desarrollo del modelo caja negra se toma como variables de entrada el Voltaje Voc y la Corriente *I.* En la Fig. 1. se puede observar las variables de entrada al sistema de identificación o al modelo caja negra. También se observa que la corriente fue calculada en el modelo anterior, lo cual significa que es una salida del modelo caja gris. Las salidas del modelo caja negra son los modos de transferencia y están dadas por: Corto Circuito, Globular, Aspersión, Corto Circuito/Globular e Inestable.

Señal de salida	Valor de Salida
Corto Circuito	0.1
Corto Circuito/Globular	0.25
Inestable	0.5
Globular	0.75
Aspersión	0.9

TABLA 1. Normalización de modos de transferencia

La base de datos para el proceso de identificación (entrenamiento y validación) fueron tomados del trabajo ^[17] y de los ensayos realizados en el laboratorio de soldadura de la Institución Universitaria Pascual Bravo. En esta base de datos se determinan los valores de las señales de entrada (voltaje y corriente) y se identifica las cinco señales de salida (los modos de transferencia: Corto Circuito, Globular, Aspersión, Corto Circuito/Globular e Inestable) A cada señal de salida se le asignó un valor entre 0.1 y 0.9, en la Tabla 1., se presentan los valores asignados. El valor de las señales de entrada está limitado por la potencia de la máquina y también se normalizan entre 0.1 y 0.9, el valor de esta señales se presentan en la Tabla 2.

Señal de salida	Potencia Máquina	Normalización
Corriente	20-320 [A]	0.1
Voltaje	10-50 [V]	0.9

TABLA 2. Normalización señales de entrada

Rudas, et al / Modelamiento de los Modos de Transferencia del Proceso de Soldadura GMAW



FIGURA 3. Arquitectura de funciones de entrenamiento.

Para la estructura de la red neuronal artificial se tomó un perceptrón multicapa o Feedforward, con dos neuronas en la entrada, noventa y cinco neuronas en la capa oculta y una neurona en la capa de salida, la cual predice cual sería el modo de transferencia. Todas las neuronas de la capa oculta usan la función de activación tangente hiperbólica "*tansig*", mientras que la neurona de salida usa la función lineal "*purelin*", ver Fig. 3. El método de entrenamiento es "*trainlm*", como función de aprendizaje "*learngdm*" y como función de desempeño "*mse*". La RNA se programa y simula en MATLAB[®].

Para el entrenamiento de la red se toma un proceso de trescientas épocas (*net.trainParam.epochs=300*) con un error permitido de una milésima (*net.trainParam.goal = 0.001*) Para el algoritmo de entrenamiento se toma el sesenta y cinco por ciento de la base de datos, para la validación el treinta y cinco por ciento restante. La arquitectura final de la red neuronal está compuesta por: 2 neuronas en la capa de entrada, 93 neuronas en la capa oculta y 5 neuronas en la capa de salida, en la Fig. 4 se presenta la arquitectura.



FIGURA 4. Arquitectura de la red perceptrón multicapa.

3. Resultados de simulación, validación y análisis de los modelos desarrollados

Una vez definida la estructura de los modelos, definidos los parámetros, el punto de operación y de obtener la base de datos para la identificación de sistemas, se procede a construir los modelos y realizar las simulaciones en serie del modelo semifísico y el modelo de identificación. En la Tabla 3 se presentan los parámetros, propiedades y punto de operación de los modelos.

Dropiedad	Valor	Unidad
Ргоріедад	valor	Unidad
Electrodo	Acero al carbono	
Gas protector	98Ar2CO2	
Diámetro electrodo	0.75	[m]
Resistencia electrodo	Rw=0.004	[ohm]
Resistencia arco	Ra=0.022	[ohm]
Densidad electrodo	Rhor=0.2821	[kg/m³]
Factor longitud de arco	Ea=636	[V/m]
Constante resorte	Kd=3.5	[N/m]
Constante pistón	Bd=0.0008	[kg/s]
Resistividad electrodo	Rhoe=7860	[ohm/m]
Inductancia de sistema	Lm=10e-6	[H]
Constante Tasa de Fusión	C1=2.885e-10	
Constante Tasa de Fusión	C2=5.22e-10	
Densidad del Gas	Rhop=1.6	[kg/m³]
Resistencia arco	Ra=0.022	[ohm]
Radio Electrodo	Re=0.0005	[m]
Gravedad	g=9.82	[m/s²]
Coeficiente de Gota	Cd=0.44	
Vel. relativa flujo de Gas	Vp=10	[m/s]
Const. longitud de Arco	Uo=15.7	[V]
Permeabilidad	mu=1.256e-6	[kgm/A²s²]
Velocidad de alimentación del electrodo	S = 10	[m/s]

TABLA 3. Propiedades y parámetros

En la Fig. 5 se presenta la dinámica de la corriente variable de salida del modelo semifísico. Se observa que la corriente es una señal estable, que oscila entre 95 y 209 [A] y posee un impulso cíclico cerca de cada 25 [ms] (~0.025 [s]). Esto representa el aumento de corriente que necesita el sistema para incrementar el flujo de calor y lograr desprender la masa del electrodo. El comportamiento de la corriente es vibratorio pero estable.

En la Fig. 6 se presenta la evolución transitoria de la temperatura en la punta del electrodo y el arco, se observa que alcanza un estado estable de 8000 [K] en alrededor 65 [ms] (~0.065 [s]), temperatura suficiente para superar la temperatura de fusión y alcanzar un flujo de densidad energética para lograr unir las superficies de las juntas.



FIGURA 5. Dinámica de la corriente para el modo de transferencia por corto circuito. Voltaje V=17.6.

En la Fig. 6 se presenta la evolución del flujo de calor, alcanza alrededor de 31000 [W] en 20[ms], lo que genera una tasa de fusión de TF=0.00037 [m³/s]. Para validar el modelo semifísico se desarrolló un sistema de adquisición, visualización y manipulación de datos.



FIGURA 6. Evolución de la Temperatura (arriba) y el flujo de calor (abajo) en función de tiempo. La temperatura reportada genera una tasa de fusión de TF=3.74e-4 [m³/seg]

Este sistema se puede dividir, a modo general, en cuatro partes: los sensores que son los encargados de adquirir la señal, la tarjeta de adquisición responsable de muestrear, convertir las señales y transmitirlas al computador, el computador que actúa como dispositivo de procesamiento e interacción y el software que permite la visualización, manipulación y almacenamiento de los datos adquiridos. Para el tratamiento digital y análisis de las señales se usa el software LabView® que cuenta con diferentes herramientas para la manipulación y almacenamiento de datos, además de crear una interfaz de usuario que posibilita la interacción en línea entre el usuario y los datos recolectados; en la Fig. 7 se muestran las gráficas de corriente y voltaje en el tiempo. Comparando la Fig. 5, resultado de la simulación del modelo, con la Fig. 7, señal medida en laboratorio, se evidencia la similitud en las dinámicas de ambas señales cuyo impulso máximo posee una magnitud de 210 [A].



El procedimiento de simulación del modelo caja negra es iterativo dado que la elección de la cantidad de capas ocultas y el número de neuronas que debe tener cada capa no está completamente descrito en la literatura y no se tiene suficiente claridad en la escogencia de dichos parámetros. Para redes neuronales artificiales tipo perceptrón multicapa o feedforward, el aumento del número de capas ocultas es utilizado para sistemas logarítmicos o de orden superior, al igual que redes tipos backpropagation; es por tanto que se elige utilizar una sola capa oculta en la arquitectura de la red utilizada



FIGURA. 8. Error medio cuadrático vs. número de neuronas para la capa oculta.

Para elegir el número de neuronas de la capa oculta se realizan diferentes simulaciones aumentando el número de neuronas y comparando el cambio del error medio cuadrático para cada simulación.

En la Fig. 8 se puede apreciar el comportamiento de error medio cuadrático a medida de se aumenta el número de neuronas en la capa oculta. El comportamiento del MSE es de forma asintótica y posee su punto más bajo con un valor de 0.002 para un total de 90 neuronas. Después de las simulaciones se eligió 93 neuronas para la capa oculta con un MSE permitido de hasta 0.001. Realizando la simulación con la arquitectura elegida se logró obtener una calidad de predicción máxima, representada por un coeficiente de correlación lineal, del 99% para la red neuronal entrenada. En la Fig. 9 se presenta la regresión lineal.



FIGURA. 9. Coeficiente de correlación lineal r=0.9956 para la red entrenada.







FIGURA. 11. Resultados del modelo caja negra – rna. (Arriba) Voltaje vs. modo de transferencia. (Abajo) Corriente vs. Modo de transferencia.

En la Fig. 10 se grafican los datos experimentales y los datos resultados de la simulación. Se observa que bajo el estímulo de las mismas entradas (voltaje y corriente), el modelo acierta cuál es el modo de transferencia en el que se está operando. En la Fig. 11 (arriba) se presenta la señal de entrada voltaje contra la señal de salida de la RNA el modo de transferencia, tomada de la Fig. 10. Se puede apreciar que los datos de simulación (+) están en su mayoría junto a los datos experimentales (o). El eje Y (Modo de Trasferencia) puede obtener los siguiente valores, tabulados en la Tabla 1.: Corto Circuito, 0.1 – Corto Circuito/Globular, 0.25 – Inestable, 0.5- Globular, 0.75 – Aspersión, 0.9. En la Fig. 11 (Abajo) se presenta la señal de corriente contra los modos de trasferencia, tomada de la Fig. 10. Igualmente se puede observar la coincidencia entre los datos de la simulación (+) con los datos experimentales (o).

4. Conclusiones

En este artículo se desarrolló un modelo para el estudio de la soldadura GMAW y sus modos de transferencia. El modelo general desarrollado posee dos grandes bloques: uno, el modelamiento dinámico (modelo caja gris) y dos, la identificación de sistemas (modelo caja negra). Con el desarrollo del modelo caja gris o modelo semifísico se logró obtener información acerca del comportamiento dinámico de la corriente y la temperatura. Además se calculó la tasa de fusión de electrodo para la su deposición. Para validar este modelo fue necesario diseñar y construir un sistema de adquisición de datos y censar en tiempo real el comportamiento de la corriente. Una vez medida y calculada la corriente este valor se convierte en una señal de entrada para el segundo modelo, el modelo caja negra. Este modelo se desarrolló mediante el uso de la inteligencia artificial, específicamente, las redes neuronales artificiales. Se logró predecir, conociendo la corriente y el voltaje, cual es el modo de trasferencia en el cual se encuentra el proceso de soldadura.

Con estos modelos se logra tener información antes de realizar procedimientos en laboratorio. Se logra predecir, por lo tanto, que el punto de operación elegido por el operario sea el correcto para el proceso, el material y la estructura a soldar. Además es útil para obtener información explicativa de los fenómenos físicos, químicos, electromagnéticos y de plasma que ocurren en el sistema.

5. Referencias

- K. L. Moore, D.S. Naidu, R. Yender, J. Tyler, "Gas Metal Arc Welding Control: part I -Modeling and Analysis-". En Proc. 2nd World Congress of Nonlinear Analysts, vol. 30, n°5, pp. 3101-3111. (doi:SO362-546X(97)00372-6), 1997.
- Y. Wang, H.L. Tsai, "Impingement of filler droplets and weld pool dynamics during gas metal arc welding process", International Journal of Heat and Mass Transfer, vol. 44, pp. 2067–2080, (doi: S0017-9310(00)00252-0), 2001.
- [3] J. Hu, H.L. Tsai, "Heat and mass transfer in gas metal arc welding. Part I: The arc", International Journal of Heat and Mass Transfer, vol. 50, pp. 833–846, 2007a.
- [4] J. Hu, H.L. Tsai, "Heat and mass transfer in gas metal arc welding. Part II: The metal", International Journal of Heat and Mass Transfer, vol. 50, pp. 808–820, 2007b.
- [5] S. Mishra, S. Chakraborty, T. DebRoy, "Probing liquation cracking and solidification through modeling of momentum, heat, and solute transport during welding of aluminum alloys", *Journal of Applied Physics*, vol. 97, pp. 094912/1-094912/9, 2005.
- [6] P. Sukhomay, K.P. Surjya, K.S. Arun, "Artificial neural network modeling of weld joint strength prediction of a pulsed metal inert gas welding process using arc signals", *Journal of Material Processing Technology*, vol. 202, pp. 464-474, (doi:10.1016/j. jmatprotec.2007.09.039), 2008.
- [7] D. Barborak, C. Conrardy, B. Madigan, "Through-arc, process monitoring techniques for control of automated gas metal arc welding", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation, pp. 3053-3058, 1999.
- [8] K. L. Moore, D. S. Naidu, M. A. Abdelrahman, "Gas metal arc welding control II Control strategy", Nonlinear Analysis, vol. 35, pp. 85-93, 1999.
- [9] J. S. Restrepo, "Modelamiento dinámico de los modos de transferencia en un proceso de soldadura GMAW", Universidad Nacional de Colombia. Tesis Ingeniería de Control, 2010.
- [10] G. Xu, J. Hu, H. L. Tsai, "Three-dimensional modeling of arc plasma and metal transfer in gas metal arc welding", *International Journal of Heat and Mass Transfer*, vol. 52, pp. 1709–1724, (doi:10.1016/j.ijheatmasstransfer.2008.09.018), 2009.
- [11] J. J. Lowke, "Physical basis for the transition from globular to spray modes in gas metal arc welding", Journal of Physics D: Applied Physics, vol. 42, (doi:10.1088/0022-3727/42/13/135204), 2009.
- [12] K. L. Moore, D. S. Naidu, R. Yender, J. Tyler, "Modeling, Calibration, and Control-Theoretic Analysis of the GMAW Process", Proceedings of the American Control Conference Philadelphia, Pennsylvania, pp. 1747-1751, June 1998.

- [13] Y. S. Kim, T. W. Eagar, "Analysis of metal transfer in gas metal arc welding", Welding Research Supplement, pp. 269-278, June 1993.
- [14] J. B. Bjorgvinsson, G. E. Cook, K. Andersen, "Microprocessor-based arc voltage control for gas tungsten arc welding using gain scheduling", Industry Applications, IEEE *Transactions*, vol. 29-2, pp. 250-255, (doi:10.1109/28.216528), 1993.
- [15] S. Ozcelik, K. L. Moore, D. S. Naidu, "Application of MIMO direct adaptive control to gas metal arc welding". Proceedings of the American Control Conference, vol. 3, pp. 1762-1766, (doi: 10.1109/ACC.1998.707309), June 1998.
- [16] N. D. Subbaram, S. Oozcelik, L. M. Kevin, "Modeling, Sensing, and Control of Gas Metal Arc Welding", Elsevier, Oxford, 2003.
- [17] M. I. Arias, "Levantamiento del mapa de modo de transferencia de metal para el electrodo ER100S1 aplicado con proceso de soldadura GMAW", Universidad Nacional de Colombia. Tesis de Maestría en Ingeniería Mecánica, 2013.