

Algoritmos de Optimización Aplicados a la Configuración de un Tren de Laminación en Frío

Nicolás E. Faedo^{†1}, Félix Safar[†] and Virginia Mazzone[†]

[†]Universidad Nacional de Quilmes

Bernal, Buenos Aires, Argentina

¹nicolas.faedo@unq.edu.ar

Abstract—This paper describes the generation of a set of presets for a cold rolling mill. This generation is obtained by a combination of identification of unknown parameters and optimization algorithms of those variables which are relevant for the system. For this purpose mathematical models are used to predict the necessary force and motor powers to successfully roll a specific strip.

Resumen— El presente trabajo describe una forma de obtener la configuración de un tren de laminación en frío. Para la obtención de la misma se utilizan algoritmos de identificación de parámetros desconocidos y optimización de las variables relevantes del sistema. Para ello se emplean modelos matemáticos estáticos que describen cuáles deben ser las fuerzas separatrices y las potencias de los motores necesarias para lograr una laminación determinada.

I. INTRODUCCIÓN

Actualmente, el nivel de complejidad de los problemas tecnológicos requiere la convergencia de múltiples disciplinas y conocimientos para su resolución. Esta necesidad se manifiesta en las actividades de investigación, y continúa en etapas posteriores de desarrollo y transferencia de soluciones. El creciente desarrollo industrial hace que cada vez más intereses que originalmente eran sólo de ámbitos académicos, ahora sean de relevancia para mejorar procesos industriales desde múltiples puntos de vista como por ejemplo la calidad de los productos, el impacto ambiental y la seguridad industrial. Es en este contexto, donde los temas vinculados a *automatización* y *control* hacen que los procesos industriales puedan ser optimizados.

El proceso de laminación es un proceso de deformación, en el cual se reduce el espesor de un material mediante fuerzas de compresión ejercidas por rodillos opuestos. Esta disminución de espesor ocurre al pasar el material por una separación entre rodillos menor al espesor de entrada. Los esfuerzos de laminación resultan de la presión ejercida por los rodillos, la cual es dependiente de una fuerza de rozamiento neta sobre el material. Las chapas laminadas en caliente son luego sometidas a un proceso de laminación en frío donde se busca reducir su espesor de acuerdo a especificaciones de producto, como por ejemplo, obtener una mayor aptitud al conformado y un mejor aspecto superficial, generando un material apto para una amplia gama de aplicaciones. Algunas de las variantes existentes son:

- **Crudo (Full Hard):** Acero laminado en frío sin recocer, de muy baja ductilidad, destinado a procesos posteriores de galvanizado por inmersión en caliente o recocido.

- **Recocido:** Acero laminado en frío sometido a un proceso de tratamiento térmico para recuperar la ductilidad adecuada para operaciones posteriores de conformado en frío.
- **Hoja Negra en Frío (Black Plate):** Material recocido adecuado para el procesamiento como material base en líneas de estañado y cromado.

Cada una de las variantes anteriores puede dirigirse a diferentes mercados (agrícola, automotriz, línea blanca, envases, motores eléctrico). Sus aplicaciones son: partes expuestas y no expuestas para artículos de línea blanca, perfiles y tubería, ductos, recipientes a presión, tambores y envases, insumo para mercado de galvanizadores, industria automotriz, entre otras. Con el aumento de la demanda de productos laminados, la atención se ha desplazado hacia los trenes de laminación tándem que pueden funcionar a muy altas velocidades y en la que pueden lograrse grandes reducciones.

En el proceso de laminación, el diseño y el control adecuado requieren la determinación de la física de deformación involucrada en el proceso. La optimización de la configuración de los trenes de laminación en frío ha sido investigada con frecuencia en los últimos años, motivada por los beneficios que puede ofrecer en términos de mejoras de calidad y productividad. La importancia de dicha optimización apareció por primera vez en [1] y ha sido objeto de varios trabajos posteriores hasta la actualidad [2]. Un antecedente relevante para el presente trabajo es la propuesta de [3], donde el sistema que logra la optimización está basado en la minimización de un funcional de costo que evalúa la calidad y la productividad de la laminación para cada configuración.

II. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El tren de laminación que se considera cuenta con cuatro cajas o *stands* como muestra la Figura 1. Cada caja cuenta con cuatro cilindros en un mismo plano vertical, dos rodillos de trabajo y dos de apoyo. Los primeros son de diámetro pequeño, entre los que pasa el material que se quiere laminar; éstos se asientan contra los segundos, de mayor diámetro, que soportan el esfuerzo de flexión-deformación transmitido por los rodillos de trabajo. Los motores de accionamiento transmiten la potencia necesaria para que los cilindros realicen el proceso de laminación. En la Tabla I se pueden apreciar las características mecánicas de cada una.

El modo de operación de un tren de laminación tándem en frío [1] consiste en, dados el espesor de entrada, el espesor de salida y el ancho de una bobina a laminar,

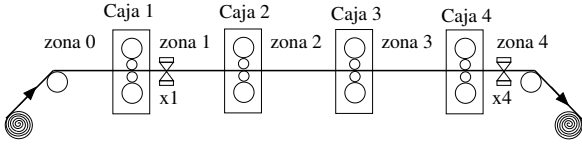


Figura 1. Diagrama esquemático del tren de laminación

Tabla I
CARACTERÍSTICAS MECÁNICAS

	Caja 1	Caja 2	Caja 3	Caja 4
Rodillo de trabajo				
Diámetro máx. [mm]	575	575	575	575
Diámetro mín. [mm]	520	520	520	520
Rodillo de apoyo				
Diámetro máximo [mm]	1525	1525	1525	1525
Diámetro mínimo [mm]	1370	1370	1370	1370
Motor de accionamiento				
Potencia [kW]	2984	4476	4476	4476

se calcula la configuración necesaria para satisfacer una especificación dada. Dicha configuración consta de un conjunto de reducciones, tiros específicos por zona, potencias en los motores y fuerzas separatrices necesarias para una laminación exitosa. Luego, el sistema de control es quien se encarga de que los actuadores operen el tren de forma tal que los parámetros de la configuración calculada resulten las referencias respectivas de cada lazo de control.

Dadas las características de una bobina, existen infinitas combinaciones de reducciones y tiros que producen las características deseadas finales. Cada reducción y tiro implican fuerzas y potencias de motores diferentes, donde para el cálculo de las mismas es necesario considerar las restricciones de operación de los equipos. La potencia en cada caja, como así también la fuerza necesaria, son calculadas utilizando modelo estáticos del tren operando en régimen permanente. Los modelos simplificados que se utilizan son los desarrollados en [4] y [5], y están basados en la geometría mostrada en la Figura 2.

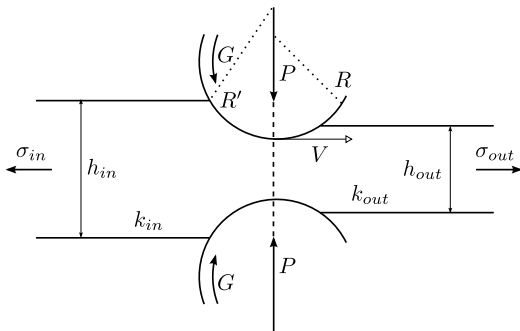


Figura 2. Geometría de la separación de los rodillos

La fuerza separatriz por unidad de ancho P en cada caja es una función no lineal del espesor de entrada h_{in} , del espesor de salida h_{out} , del tiro específico de entrada σ_{in} , del tiro específico de salida σ_{out} , del coeficiente de entrada de resistencia del material k_{in} , del coeficiente de salida de resistencia del material k_{out} , del coeficiente de rozamiento μ y del radio deformado R' , es decir [4]

$$P = f_P(h_{in}, h_{out}, \sigma_{in}, \sigma_{out}, k_{in}, k_{out}, \mu, R'). \quad (1)$$

El radio deformado es función de las fuerzas elásticas y plásticas y puede ser calculado de la forma

$$R' = R \left[1 + \frac{16 P (1 + \nu_R^2)}{\pi E_R (h_{in} - h_{out})} \right], \quad (2)$$

donde R es el radio del rodillo, ν_R y E_R son el radio de Poisson y el módulo de Young del rodillo de trabajo, respectivamente.

El coeficiente de resistencia del material puede ajustarse con la siguiente expresión

$$k_{in(out)} = k [\xi_1 + \xi_2 \epsilon_{in(out)}] \{1 + \xi_3 \exp[-\xi_4 \epsilon_{in(out)}]\} \quad (3)$$

con $\epsilon_{in} = \ln(h_0/h_{in})$ y $\epsilon_{out} = \ln(h_0/h_{out})$, donde ξ_1 , ξ_2 , ξ_3 y ξ_4 son constantes dependientes del material y h_0 el espesor de la bobina a laminar.

El torque por unidad de ancho G es una función no lineal principalmente dependiente de los mismos parámetros que P [5]

$$G = f_G(h_{in}, h_{out}, \sigma_{in}, \sigma_{out}, k_{in}, k_{out}, \mu, R') \quad (4)$$

Así, la potencia resulta

$$W = \frac{G L V}{\eta R} \quad (5)$$

donde V es la velocidad tangencial de los rodillos, L el ancho de la bobina y η el rendimiento del motor.

De esta forma para poder predecir la fuerza y la potencia necesaria para laminar una bobina a partir de (1) y (5) respectivamente, es preciso elegir de forma apropiada la distribución de reducciones a efectuar en cada caja, como así también el tiro por zona. Para ello se propone la utilización de criterios de optimización donde el funcional a minimizar considere máximos y mínimos aceptables, y por consiguiente, un rango nominal asociado a las variables principales. El funcional de costo a minimizar depende de parámetros desconocidos: el coeficiente de rozamiento μ entre la chapa y los rodillos, el coeficiente de resistencia del material k y el rendimiento de los motores η . De aquí se desprende la necesidad de utilizar un algoritmo que, con el conocimiento de lo laminado, permita identificar dichos parámetros, adaptando en cada laminación los coeficientes antes descriptos.

III. ESTRUCTURA DEL ALGORITMO PROPUESTO

El diseño del algoritmo propuesto se basa principalmente en el concepto de modularidad: consta de varios algoritmos independientes que interactúan entre sí y que trabajan para alcanzar un objetivo común, realizando cada uno de ellos una tarea necesaria y específica.

Dichos "Subalgoritmos" son:

1. Modelo físico-matemático.
2. Algoritmo de identificación de coeficientes de rozamiento μ , coeficiente de resistencia de material k y rendimiento de motor η .
3. Algoritmo de optimización de tiros específicos por zona σ y distribución de reducciones para la determinación de espesores h .

La interacción directa entre los tres elementos principales puede apreciarse en la Figura 3

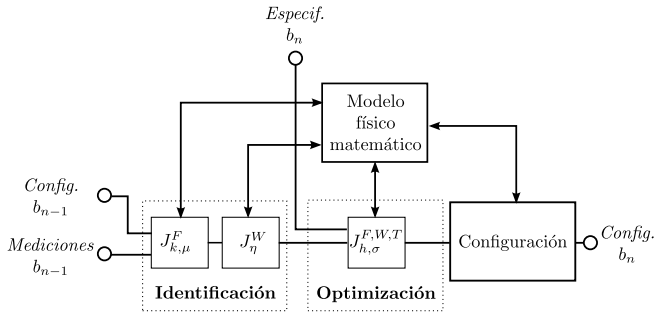


Figura 3. Interacción entre los diferentes Algoritmos

III-A. Identificación de parámetros

El modelo físico-matemático es preciso si los parámetros definidos representan el estado actual del proceso de laminación. Debido a la cantidad de alinealidades en dicho modelo, existen parámetros difíciles de predecir y que deben ser ajustados a medida que avanza el proceso.

En este trabajo se desarrolla una identificación basada en la minimización de un funcional de costo que toma en consideración el efecto de μ , k y η dentro del modelo matemático, dando lugar a un modelo adaptivo.

Para la identificación de los parámetros se utiliza la siguiente información de la bobina anterior b_{n-1} para obtener valores de k , μ y η para la bobina a laminar b_n :

1. Datos de la configuración del tren para laminar la bobina b_{n-1} :
 - Espesores entrada-salida por caja.
 - Tiros específicos por zona.
 - Radio de los rodillos de trabajo.
 - Velocidad de los rodillos de trabajo.
 - Ancho de la chapa.
 - Constantes ($\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4$) del material.
 - Coeficientes de fricción.
2. Mediciones realizadas sobre el tren de laminación:
 - Fuerza separatriz en cada caja.
 - Potencia en cada caja.

El primer conjunto de datos se utiliza para calcular la fuerza separatriz utilizando el modelo, mientras que el segundo conjunto representa el valor real (mediciones) de las fuerzas separatrices luego de la laminación de la bobina b_{n-1} . En primer lugar, la estrategia es encontrar los valores de k y μ que minimizan el error entre los valores generados por el modelo y aquellos que realmente sucedieron en la laminación.

El funcional que se utiliza es

$$J_{k,\mu}^F = \sum_{i=1}^4 K_i^F \left(\frac{F_i - F_i^{Med}}{F_i^{Med}} \right)^{n_i^F} \quad (6)$$

donde F_i representa la fuerza separatriz total ($F = PL$) calculada con el modelo en la caja i . Para ello se considera que las variables de salida de una caja son las de entrada de la siguiente. Se busca minimizar el error normalizado entre la variable F_i y el valor de convergencia deseado F_i^{Med} . Las constantes K_i^F se utilizan para ponderar cada caja según el objetivo de optimización final. Los exponentes n_i^F se utilizan para ajustar el comportamiento del funcional. En

el caso que $n_i^F = 2$, representa la minimización del error cuadrático. En este caso, $K_i^F = 1$ y $n_i^F = 2$ para todas las cajas, representando la minimización del error cuadrático.

Debido a la complejidad de la optimización bajo una metodología de trabajo analítica, la minimización del funcional de costo se realiza mediante la implementación de un método iterativo no-derivativo desarrollado por Nelder & Mead [6]. Este método considera la minimización no condicionada de funcionales no lineales de múltiples variables sin calcular sus derivadas. Una explicación detallada puede hallarse en [7] y en [8]. Dicho algoritmo fue utilizado en aplicaciones similares en [9]. El método propuesto por Nelder & Mead requiere de un vector de valores iniciales x de las variables involucradas (k y μ en este caso particular) para comenzar la construcción del hipertetraedro inicial (*simplex*) e iniciar el proceso iterativo:

$$x_{ident} = (k, \mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4) \quad (7)$$

donde $k = 1$ y los valores de μ iniciales son aquellos obtenidos del conjunto de datos asociado a la b_{n-1} .

En segundo lugar, luego de la identificación de k y μ , se propone un funcional de costo como muestra la ecuación (8), para minimizar el error entre la potencia calculada por el modelo W_i y la potencia real medida W_i^{Med} para identificar siguiendo el mismo criterio el rendimiento del motor de cada caja η .

$$J_{\eta}^W = \sum_{i=1}^4 K_i^W \left(\frac{W_i - W_i^{Med}}{W_i^{Med}} \right)^{n_i^W} \quad (8)$$

Las constantes K_i^W y n_i^W asociadas a dicho funcional coinciden con el caso anterior, siguiendo la metodología de minimización del error cuadrático entre la variable calculada por el modelo y aquella medida real obtenida del tren de laminación.

III-B. Obtención de reducciones y tiros

Una vez finalizada la identificación de los parámetros y así obtenidos los valores de k , μ y η que se utilizan para la bobina a laminar b_n , se implementa un algoritmo de optimización, centrado en obtener los valores de la distribución de espesores entrada-salida (reducciones por caja) y los tiros específicos por zona. Puntualmente se desprenden de dicha optimización:

- $\sigma_1 \triangleq$ Tiro específico zona 1.
- $\sigma_2 \triangleq$ Tiro específico zona 2.
- $\sigma_3 \triangleq$ Tiro específico zona 3.
- $\sigma_4 \triangleq$ Tiro específico zona 4.
- $h_1 \triangleq$ Espesor salida caja 1 - entrada caja 2.
- $h_2 \triangleq$ Espesor salida caja 2 - entrada caja 3.
- $h_3 \triangleq$ Espesor salida caja 3 - entrada caja 4.

El espesor inicial de entrada h_0 y el espesor final de salida h_f son definidos por la especificación de la laminación. El tiro correspondiente a la zona 0 σ_0 es fijo.

En base a lo establecido anteriormente, los datos necesarios sobre la bobina a laminar para el algoritmo de optimización b_n se listan a continuación:

- Espesor de entrada
- Espesor de salida (final)
- Radio de los rodillos de trabajo.

- Velocidad de los rodillos de trabajo.
- Ancho de la chapa.
- Constantes ($\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4$) del material.

Nuevamente, la definición de un funcional de costo se vuelve fundamental para establecer la optimización. En este caso, dicha optimización depende de tres variables:

- Funcional de fuerza separatriz:

$$J^F = \sum_{i=1}^4 K_i^F \left[\frac{F_i^{B\&F} - \left(\frac{F_i^{max} + F_i^{min}}{2} \right)}{\left(\frac{F_i^{max} - F_i^{min}}{2} \right)} \right]^{n_i^F} \quad (9)$$

- Funcional de potencia:

$$J^W = \sum_{i=1}^4 K_i^W \left[\frac{W_i^{B\&F} - \left(\frac{W_i^{max} + W_i^{min}}{2} \right)}{\left(\frac{W_i^{max} - W_i^{min}}{2} \right)} \right]^{n_i^W} \quad (10)$$

- Funcional de tiro por unidad de longitud ($T = \sigma L$):

$$J^T = \sum_{i=1}^4 K_i^T \left[\frac{T_i^{B\&F} - \left(\frac{T_i^{max} + T_i^{min}}{2} \right)}{\left(\frac{T_i^{max} - T_i^{min}}{2} \right)} \right]^{n_i^T} \quad (11)$$

- Funcional de costo:

$$J_{h,\sigma}^{F,W,T} = J^F + J^W + J^T \quad (12)$$

En el caso de los funcionales descriptos en las ecuaciones (9), (10) y (11), cada término puede escribirse en forma general como

$$K_i^X (\Delta X_i)^{n_i^X} \quad (13)$$

Nuevamente, K_i^X y n_i^X son constantes de ajuste en función del objetivo de optimización. El factor fundamental de dicho funcional viene dado por la expresión

$$\Delta X_i = \frac{X_i - X_i^{nominal}}{X_i^{delta}} = \frac{X_i - \left(\frac{X_i^{max} + X_i^{min}}{2} \right)}{\left(\frac{X_i^{max} - X_i^{min}}{2} \right)} \quad (14)$$

donde ΔX_i representa el grado de desviación de X_i al valor promedio $X_i^{nominal}$. Cada término prioriza que las fuerzas separatrices, potencias de motores y tiros por zona permanezcan dentro del rango máximo y mínimo histórico de cada variable (o en su defecto, aquellos máximos y mínimos históricos que proporcionen los ingenieros de proceso).

Las constantes utilizadas asociadas al funcional pueden observarse en la Tabla II.

El método de minimización utilizado es el mismo que el que se detalla en la Sección III-A. Por lo tanto, es necesario definir un vector inicial para comenzar a iterar

$$x_{opt} = (h_1, h_2, h_3, \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4), \quad (15)$$

donde dichos valores se determinan de la siguiente manera:

- h_1, h_2 y h_3 : Se obtienen utilizando la teoría desarrollada en la Sección III-B1 (*Beta-Factor Theory*).
- $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4$: Son los promedios de tiros específicos históricos de cada variable.

Tabla II
CONSTANTES DEL FUNCIONAL DE OPTIMIZACIÓN

Caja				
Parámetro	1	2	3	4
K_i^F	0.01	0.01	0.01	1
n_i^F	20	20	20	20
K_i^W	1	1	1	1
n_i^W	20	20	20	20
K_i^T	1	1	1	1
n_i^T	20	20	20	20

III-B1. Beta-Factor Theory: Para obtener un valor inicial de los espesores entrada-salida para comenzar a iterar y minimizar el funcional de costo definido anteriormente, se implementa en este trabajo la teoría *Beta-factor* desarrollada en [10].

Para obtener dicho valor, se define una familia de curvas de reducciones tal que la reducción de cada Caja está dada por

$$r_i = \beta r_i^{max} + (1 - \beta) r_i^{min} \quad (16)$$

donde i hace referencia a la caja, r_i^{max} y r_i^{min} son los valores de reducción máximos y mínimos históricos correspondientes a la caja i y $0 \leq \beta \leq 1$ es el Factor Beta.

Dicho Factor Beta es simplemente un factor de interpolación entre las reducciones máximas y mínimas de cada caja. La reducción total puede ser calculada como

$$r_t = 1 - \frac{h_f}{h_0} = 1 - \prod_{i=1}^4 (1 - r_i) \quad (17)$$

Guo [10] propone la solución de (16) y (17) utilizando el algoritmo iterativo de Newton-Raphson, obteniendo una secuencia para el Factor Beta. Por otro lado, para obtener β de una manera sencilla, [3] hace uso de las reducciones logarítmicas (RL)

$$\epsilon_i = \beta \epsilon_i^{max} + (1 - \beta) \epsilon_i^{min} \quad (18)$$

donde

$$\begin{aligned} \epsilon_i &= \ln \left(\frac{1}{1 - r_i} \right) && \text{RL en la caja } i \\ \epsilon_i^{max} &= \ln \left(\frac{1}{1 - r_i^{max}} \right) && \text{RL máxima en la caja } i \\ \epsilon_i^{min} &= \ln \left(\frac{1}{1 - r_i^{min}} \right) && \text{RL mínima en la caja } i \end{aligned}$$

Tomando la suma de todas las reducciones logarítmicas en todas las cajas se obtiene

$$\epsilon_m = \beta \sum_{i=1}^4 \epsilon_i^{max} + (1 - \beta) \sum_{i=1}^4 \epsilon_i^{min} \quad (19)$$

con lo cual, el Factor Beta se calcula como

$$\beta = \frac{\epsilon_m - \sum_{i=1}^4 \epsilon_i^{min}}{\sum_{i=1}^4 (\epsilon_i^{max} - \epsilon_i^{min})} \quad (20)$$

Con el valor de β calculado, el porcentaje de reducción en cada caja se obtiene

$$r_i = 1 - \frac{1}{e^{\epsilon_i}} \quad (21)$$

Finalmente, el espesor de salida viene dado por

$$h_{i+1} = (1 - r_i)h_i \quad (22)$$

La teoría especificada en esta Sección posibilita el cálculo de reducciones iniciales para el algoritmo iterativo utilizado en la optimización, siendo necesario únicamente el conocimiento de las reducciones máximas y mínimas por caja.

IV. RESULTADOS

Para evaluar el funcionamiento del algoritmo desarrollado, se utiliza una especificación de bobina a laminar b_n y una especificación de bobina anterior b_{n-1} para la etapa de identificación de los parámetros k , μ y η . Las mediciones reales de las fuerzas separatrices y potencias por caja asociadas a la bobina b_{n-1} para realizar el proceso de identificación y las especificaciones antes mencionadas fueron obtenidas de datos históricos reales pertenecientes al tren de laminación en frío en cuestión.

En el caso de la b_{n-1} el espesor inicial h_0 es de 2,5 [mm], el espesor final h_f es de 0,5 [mm] y el ancho es de 1226 [mm].

La bobina b_n difiere en el material de la bobina b_{n-1} (sus constantes ξ_1 , ξ_2 , ξ_3 y ξ_4 son diferentes). El espesor inicial h_0 es de 2,5 [mm], el espesor final h_f es de 0,5 [mm] y el ancho es de 1226 [mm].

IV-A. Identificación

Calculando las fuerzas separatrices por caja necesarias en función de la especificación de la bobina b_{n-1} y considerando las mediciones históricas asociadas a dicha bobina, puede apreciarse en funcionamiento el algoritmo de identificación de las constantes k y μ en la Figura 4. Los valores de las

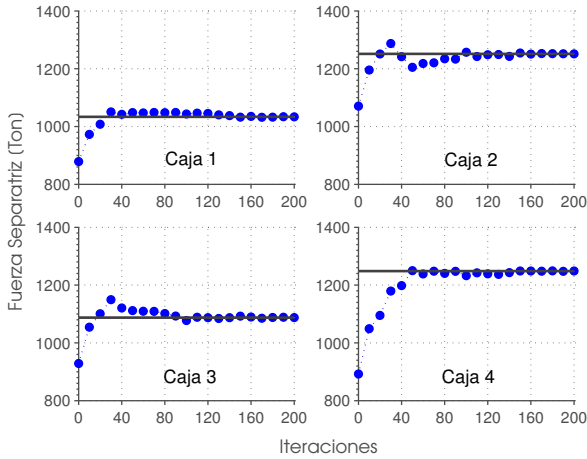


Figura 4. Adaptación del valor de fuerza separatriz

fuerzas calculadas utilizando el modelo físico-matemático iteración a iteración convergen a los valores de las mediciones reales variando únicamente el coeficiente de resistencia de material y el coeficiente de rozamiento característico de cada caja, logrando el objetivo propuesto.

El mismo procedimiento pero para la potencia por caja puede apreciarse en la Figura 5, donde los valores de las potencias obtenidas por el modelo convergen a los valores de las mediciones reales variando únicamente el parámetro

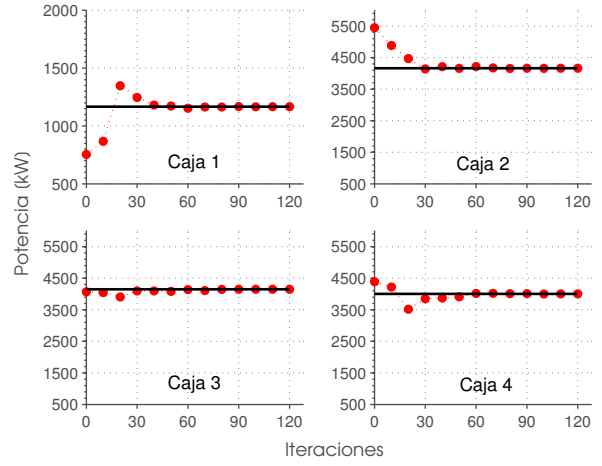


Figura 5. Adaptación del valor de potencia

de rendimiento de motor por caja η . Los resultados de los valores identificados para cada parámetro se muestran en la Tabla III.

Tabla III
VALORES IDENTIFICADOS DE k , μ Y η

Parámetros Adaptados				
Parámetro	Caja 1	Caja 2	Caja 3	Caja 4
μ	0.01089	0.02868	0.01086	0.03329
k	1.14			
η	0.32291	0.65432	0.49001	0.54794

IV-B. Optimización

Una vez identificados los parámetros k , μ y η que caracterizan el estado actual del tren de laminación en frío, se procede al cálculo de la configuración necesaria para laminar la bobina actual b_n . Si bien el funcional de optimización establecido en (12) considera los valores máximos y mínimos históricos por caja de las variables involucradas, en la etapa de optimización se utilizan como criterio de validación los valores máximos y mínimos históricos de cada variable asociados a las características intrínsecas de la bobina a laminar b_n . De esta manera, la configuración obtenida por el algoritmo puede apreciarse entre valores históricos mucho más específicos.

Los parámetros de configuración de tiro específico por zona (Figura 6), reducciones por caja (Figura 7), fuerza separatriz por caja (Figura 8) y potencia por caja (Figura 9) asociados a la bobina a laminar b_n , se encuentran dentro del rango de validación establecido, logrando así una configuración válida en base al algoritmo de optimización desarrollado.

V. CONCLUSIONES

Este trabajo presenta el desarrollo de un algoritmo integral para la obtención de la configuración de un tren de laminación en frío operando en régimen permanente. Una de las ventajas de dicho algoritmo es que opera en forma modular, lo que hace posible la modificación de la metodología de identificación y/o la estrategia de optimización de la configuración de la bobina a laminar, a través

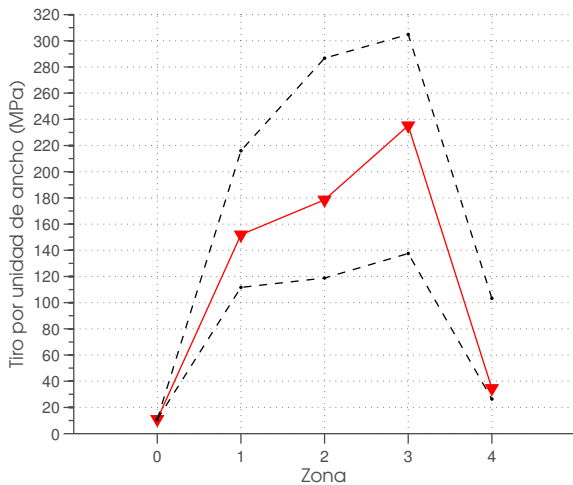


Figura 6. Configuración final de tiro específico por zona

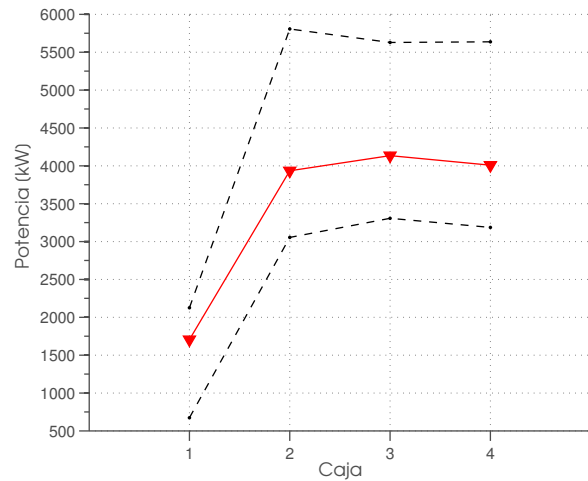


Figura 9. Configuración final de potencia

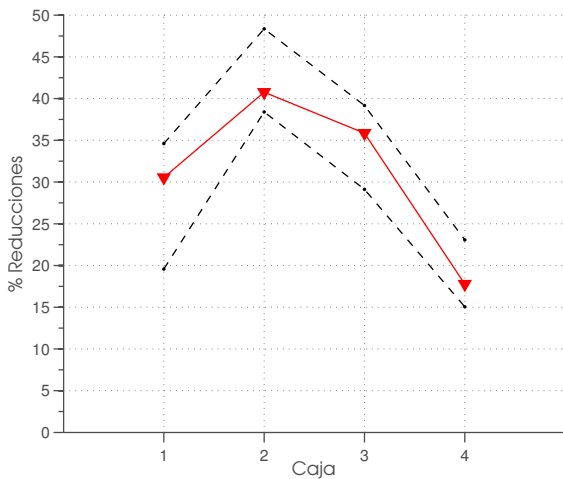


Figura 7. Configuración final de reducciones

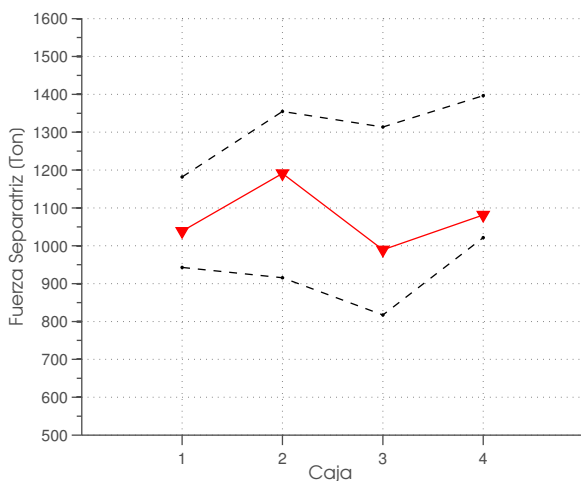


Figura 8. Configuración final de fuerza separatriz

de la modificación de los funcionales de costo asociados a cada etapa (algoritmo) en particular. Además, incorpora un término innovador para la identificación del rendimiento de

los motores. Si bien se presenta un único caso de laminación dentro de la Sección IV, el algoritmo desarrollado fue probado en múltiples casos de diferentes características, obteniendo resultados similares. La validación de dicho algoritmo en todos los experimentos ejecutados se realiza a partir de datos reales históricos de un tren de laminación de las características modeladas, estableciendo un criterio sólido basado en laminaciones reales satisfactorias.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo de investigación se realiza como parte del Plan de Trabajo de la *Beca de Formación Inicial en la Investigación* de la UNIVERSIDAD NACIONAL DE QUILMES. Los resultados del algoritmo desarrollado fueron cotejados con datos históricos de laminación provistos por la empresa TERNIUM SIDERAR en el marco del Servicio de Asistencia Técnica (SAT-UNQ EXP 636/2014).

REFERENCIAS

- [1] G. F. Bryant, *Automation of tandem mills*. Iron and Steel Institute, 1973.
- [2] C. Shu-zong, Z. Xin, P. Liang-gui, Z. Dian-hua, S. Jie, and L. Yin-zhong, "Multi-objective optimization of rolling schedule based on cost function for tandem cold mill," *Journal of Central South University*, 2014.
- [3] C. Pires, H. Ferreira, R. Sales, and M. Silva, "Set-up optimization for tandem cold mills: A case study," *Journal of Materials Processing Technology*, 2006.
- [4] G. Bryant and R. Osborn, "Derivation and assessment of roll-force models," *Automation of Tandem Mills, A Collection of Monographs, Metals Society, London*, pp. 245–278, 1973.
- [5] —, "Derivation and assessment of simplified models for torque, slip and neutral angle," *Automation of Tandem Mills, A Collection of Monographs, Metals Society, London*, pp. 279–306, 1973.
- [6] J. A. Nelder and R. Mead, "A simplex method for function minimization," *The Computer Journal*, 1965.
- [7] D. M. Olsson and L. S. Nelson, "The nelder-mead simplex procedure for function minimization," *Technometrics*, vol. 17, no. 1, pp. 45–51, 1975.
- [8] F. Walters, L. Parker, S. Morgan, and S. Deming, "Sequential simplex optimization, crc, press," *Boca Raton, FL*, 1991.
- [9] C. T. de Ávila Pires, H. C. Ferreira, and R. M. Sales, "Adaptation for tandem cold mill models," *Journal of materials processing technology*, vol. 209, no. 7, pp. 3592–3596, 2009.
- [10] R.-M. Guo, C. Kendell, and D. McGraw, "Application of pc and lan for an l 2 setup model of a single stand reversing mill," in *AISE 1996 Annual Convention.*, vol. 2, 1996, pp. 957–965.