



Universidad de Concepción

Dirección de Postgrado

Facultad de Ingeniería -Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con
mención en Ingeniería Eléctrica

**Estimador neuro-difuso del desgaste de cóncavas y
mantos de un chancador primario.**



Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería
mención Ingeniería Eléctrica

Esteban Longino Reyes Figueroa

CONCEPCIÓN-CHILE

2020

Profesor Guía: Aníbal Valenzuela Latorre

Profesor Co-Guía: Daniel Sbarbaro Hofer

Dpto. de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería

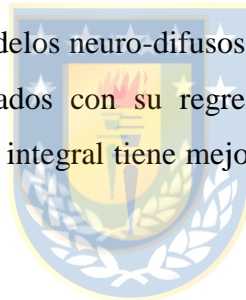
Universidad de Concepción

Resumen

Los chancadores primarios son una etapa fundamental para la minería del cobre. Es el proceso que sigue luego de la tronadura; y debido al proceso de chancado los revestimientos del chancador sufren desgaste, lo que define la vida de ellos. La forma tradicional de medir los revestimientos es mediante un láser para lo cual necesariamente el proceso de chancado se debe detener. En esta tesis se presenta un estimador virtual para el espesor remanente de los revestimientos del chancador.

El estimador virtual presentado es neuro-difuso, es decir mezcla la robustez de la lógica difusa y la capacidad de las redes neuronales de aprender de campañas anteriores. Estos modelos han sido aplicados en distintas áreas industriales mostrando su robustez y simplicidad en la implementación tales como: tornos, molinos sag, optimización, control de proceso.

En esta tesis se plantean 2 modelos neuro-difusos, uno semi-integral y otro completamente integral. Además, estos son comparados con su regresión lineal respectiva. De los modelos encontrados se muestra que el modelo integral tiene mejores resultados en comparación con semi-integral y regresión lineal múltiple.



Al considerar la línea crítica de cambio del chancador se aprecia que el modelo integral genera una reducción de 40% con respecto al modelo semi-integral. Además, el modelo integral tiene menor número de reglas, es decir, es más simple que el modelo semi-integral y genera mejores resultados.

El estimador virtual logra que el chancador opere de forma continua generando una disminución aproximada de 7 horas por campaña. Así el estimador va a lograr generar \$US 840,000 extras por campaña.

Además, se realiza una proyección de término de campaña donde se considera la línea crítica para cada chancador y revestimiento. Este considera la tasa de desgaste estimada y el plan diario de producción previamente establecido; como también el promedio diario de la campaña.



No solo no hubiéramos sido nada sin ustedes, sino con toda la gente que estuvo a nuestro alrededor desde el comienzo. Algunos siguen hasta hoy “Gracias Totales”- Gustavo Cerati.

Agradecimientos.

Primeramente, quisiera expresar mi más profundo agradecimiento a mis padres Úrsula y Santos, tanto por su cuidado y constante apoyo durante este largo proceso de formación profesional; también expresar mi gratitud a mis hermanos Ada y Diego por su apoyo y palabras de ánimo. Además, expresar mi gratitud a la familia Ormeño-Toledo quienes me acogieron en Concepción durante 11 años para realizar mis estudios medios y superiores.

Agradecer a mis profesores patrocinantes Manuel Valenzuela y Daniel Sbarbaro, por creer en mis capacidades para desarrollar este trabajo, por su constante apoyo y orientación para llevar a cabo este trabajo de la mejor forma posible.

Agradecer a Minera Los Pelambres por el espacio para desarrollar mi trabajo, especialmente a la superintendencia de chancado y correas: Jorge Yoma, Miguel Pizarro, Oliver Saldes.

Finalmente quiero agradecer a todas las personas que de una u otra forma han ayuda en este proceso de formación, las cuales, son demasiadas para nómbralas en este informe.

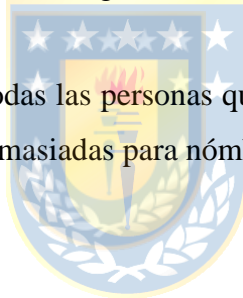


Tabla de Contenidos

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
1.2. TRABAJOS PREVIOS	2
1.2.1 Estimación de desgaste en chancadores giratorios.....	2
1.2.2 Estimadores Neuro-Difusos.....	13
1.2.3 Discusión	17
1.3. HIPÓTESIS DE TRABAJO	19
1.4. OBJETIVOS	19
1.4.1 Objetivo General	19
1.4.2 Objetivos Específicos.....	19
1.5. ALCANCES Y LIMITACIONES	19
1.6. BENEFICIOS.....	20
1.7. TEMARIO Y METODOLOGÍA	20
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO.....	21
2.1. CHANCADORES.....	21
2.2. ESTIMADORES NEURO-DIFUSOS.....	23
CAPÍTULO 3. DATOS DESGASTE Y OPERACIÓN.....	25
3.1. DATOS DE DESGASTE.....	25
3.2. VARIABLES OPERACIONALES.....	32
CAPÍTULO 4. DESARROLLO MODELO.....	34
4.1. ESQUEMA GENERAL.....	34
4.2. METODOLOGÍA.....	35
4.3. MODELOS.....	37
4.3.1 Modelo semi-integral.....	37
4.3.2 Modelo integral	37
4.4. RESULTADOS	38
4.4.1 Chancador 1.....	38
4.4.2 Chancador 2.....	42
4.5. PROYECCIÓN CAMPAÑA.....	46
4.5.1 Tasa desgaste.....	46
4.5.2 Proyección.....	46
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES	49

5.1. RESUMEN.....49

5.2. CONCLUSIONES.....50

5.3. TRABAJO FUTURO.51



Lista de Tablas

Tabla 1-1 Comparación general [15]	13
Tabla 1-2 Comparación ANFIS [16].....	14
Tabla 1-3 MAPE para los estimadores [24]	17
Tabla 3-1 Resumen campañas	27
Tabla 3-2 Líneas cóncavas campaña 3 CR001.....	27
Tabla 3-3 Líneas mantos 110 in campaña 3 CR001.....	29
Tabla 3-4 Líneas mantos 113 in campaña 3 CR001.....	29
Tabla 3-5 Líneas mantos 115 in campaña 3 CR001.....	30
Tabla 3-6 Variables operacionales importantes.	32
Tabla 4-1 Resultados modelos semi-integral CH1.....	39
Tabla 4-2 Resultados modelos integral CH1.....	41
Tabla 4-3 Resultados modelo semi-integral CH2.	43
Tabla 4-4 Resultados modelo integral CH2	45
Tabla 4-5 Cálculo días restantes.....	47



Lista de Figuras

Figura 1-1 Esquema del funcionamiento de un chancador cónico [1].....	2
Figura 1-2 Resultados de desgaste [1].....	3
Figura 1-3 Fuerzas de corte (Shear) presentes en la operación. [2]	4
Figura 1-4 Desgaste de mantos, comparando las 2 versiones del modelo. [2]	5
Figura 1-5 Esquema de los factores que influyen en el desgaste. [3]	6
Figura 1-6 Esquema instalación LPD [5].....	8
Figura 1-7 Componentes instalación. [5]	8
Figura 1-8 Desgaste generada con los resultados de calibración. [6]	9
Figura 1-9 Modelo del chancador Whiten. [8].....	10
Figura 2-1 Proceso productivo Minera Los Pelambres.....	21
Figura 2-2 Chancador tipo cono [13]	21
Figura 2-3 Simbología chancador tipo cono giratorio. [13].....	22
Figura 2-4 Estructura ANFIS Sugeno	23
Figura 3-1 Ejemplo revestimientos cóncavas.....	26
Figura 3-2 Ejemplo revestimientos mantos.....	26
Figura 3-3 Línea 1 cóncavas campaña 3 CR001	28
Figura 3-4 Línea 2 cóncavas campaña 3 CR001	28
Figura 3-5 Líneas mantos 110 in campaña 3 CR001	29
Figura 3-6 Líneas mantos 113 in campaña 3 CR001	30
Figura 3-7 Líneas mantos 115 in campaña 3 CR001	31
Figura 3-8 Variables operacionales campaña 3 para CH1 & CH2	33
Figura 4-1 Esquema ANFIS con sub clustering, usado en este trabajo.	34
Figura 4-2 Esquema de modelos por campaña.....	35
Figura 4-3 Número de reglas vs RMSE	36
Figura 4-4 Número de épocas vs RMSE.....	36
Figura 4-5 Esquema modelo semi integral entrada / salida.	37
Figura 4-6 Esquema modelo integral entrada/salida.	38
Figura 4-7 Entrenamiento Línea 2 cóncavas CH1 modelo semi-integral.	38
Figura 4-8 Validación línea 2 cóncavas CH1 modelo semi-integral.	39
Figura 4-9 Entrenamiento Línea 2 cóncavas CH1 modelo integral.	40

Figura 4-10 Validación línea 2 cóncavas CH1 modelo integral.	41
Figura 4-11 Entrenamiento Línea 1 cóncavas CH2 modelo semi-integral.	42
Figura 4-12 Validación línea 1 cóncavas CH2 modelo semi-integral.	43
Figura 4-13 Entrenamiento Línea 1 cóncavas CH2 modelo integral.	44
Figura 4-14 Validación línea 1 cóncavas CH2 modelo integral.	44
Figura 4-15 Proyección campaña 4 CH2	48



Capítulo 1. Introducción

1.1. Introducción General

La minería del cobre es fundamental para el desarrollo de nuestro país siendo la actividad más importante de la economía chilena. Uno de los procesos más relevantes para la producción de cobre es el chancado primario. Este consiste en la conminución del mineral proveniente de la mina luego de la tronadura. Este proceso se puede realizar con un chancador del tipo cono giratorio, mandíbula o de impacto.

En minera Los Pelambres se cuenta con un chancador del tipo cono giratorio. Debido al proceso de conminución se produce desgaste abrasivo en los revestimientos del chancador definiendo así la vida útil de los revestimientos de las cóncavas y de los mantos. Una campaña dura aproximadamente 6 meses, donde se usa un revestimiento para las cóncavas y tres revestimientos de 110 in, 113 in y 115 in para los mantos. El diámetro de los mantos aumenta para compensar el desgaste de las cóncavas. La vida útil promedio de los mantos es de 2 meses.

El producto del chancador primario está definido por el OSS (Open Side Setting). Debido al desgaste abrasivo en los revestimientos el OSS cambia a medida que el chancador opera. Para contrarrestar este efecto la altura del poste se modifica manteniendo así el OSS ajustado al valor deseado. Tener una medida del desgaste en línea, tanto, de las cóncavas y mantos es fundamental para mejorar la operación del chancador como el ajuste del OSS.

Los modelos empíricos para el caso de un chancador de cono giratorio no tienen un buen desempeño debido a las no linealidades, perturbaciones y retardos presentes en el proceso de chancado. Una solución para este problema es utilizar modelación neuro-difusa, el cual mezcla lógica difusa y el aprendizaje de una red neuronal para su entrenamiento con datos históricos del proceso y de desgaste.

Es por esto que en esta tesis se aborda el problema de estimar el desgaste de los revestimientos de un chancador del tipo cono giratorio, mantos y cóncavas. La estimación propuesta se basa en un modelo neuro-difuso el cual se entrena con variables operacionales histórica y datos de desgaste de mantos y cóncavas.

El estimador en línea permitirá mantener la operación continua y no detener el proceso para tomar la medida de los revestimientos mediante el faro. Por cada campaña se toman mínimo 7 medidas de los revestimientos donde se demora aproximadamente una hora por medida. Luego por campaña

tenemos 7 horas donde el chancador no está operando. Luego el estimador va a permitir operar continuamente generando \$US 840,000 extras por campaña.

1.2. Trabajos Previos

En esta sección se revisan trabajos realizados con respecto a chancadores de cono giratorio, especialmente el desgaste de ellos; además se revisan estimadores, especialmente neuro-difusos.

1.2.1 Estimación de desgaste en chancadores giratorios.

♣ M. Lindqvist y C. Evertsson, «Prediction of worn geometry in cone crushers,» *Minerals Engineering*, vol. 16, n° 12, pp. 1355-1361, 2003. [1]

En el artículo [1] se propone un modelo de desgaste para un chancador primario giratorio. Este se expresa en la ecuación (1-1), donde p es la distribución de presión de compresión entre el mineral y el chancador (obtenida mediante simulación), v es la velocidad de deslizamiento con la que cae el material, W_1, W_2 son constantes de resistencias y son determinados experimentalmente, finalmente Δw representa el desgaste.

$$\Delta w = \frac{1}{W_1} \int_0^t pv \, dt + \frac{p}{W_2} \quad (1 - 1)$$

En la ecuación (1-2) se muestra una simplificación de (1-1), donde solo se considera la presión.

$$\Delta w = \frac{p}{W_2} \quad (1 - 2)$$

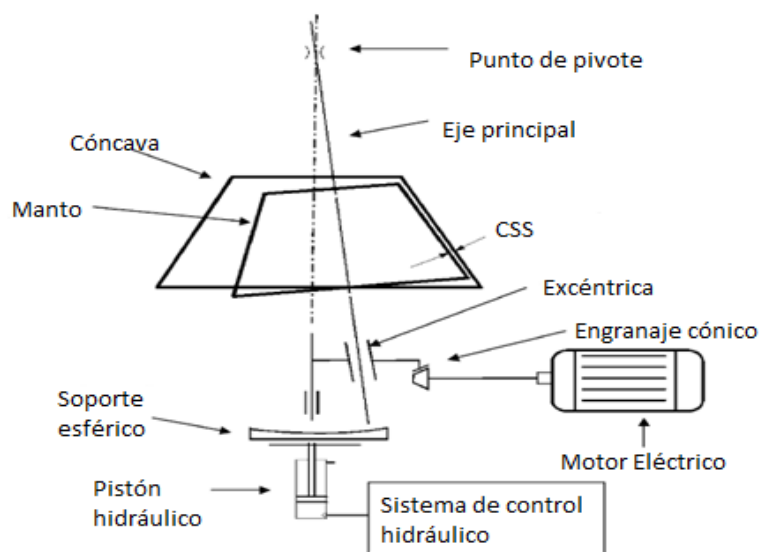


Figura 1-1 Esquema del funcionamiento de un chancador cónico [1]

En la Figura 1-1, se muestra un esquema de un chancador cónico, el cual está compuesto por un sistema hidráulico, una excéntrica, cóncavas, mantos, pivote y un motor que genera el movimiento a través de un engranaje con la excéntrica. Además, el esquema muestra el CSS (Close Side Setting) que corresponde a la menor apertura que tiene el chancador entre la cóncava y el manto.

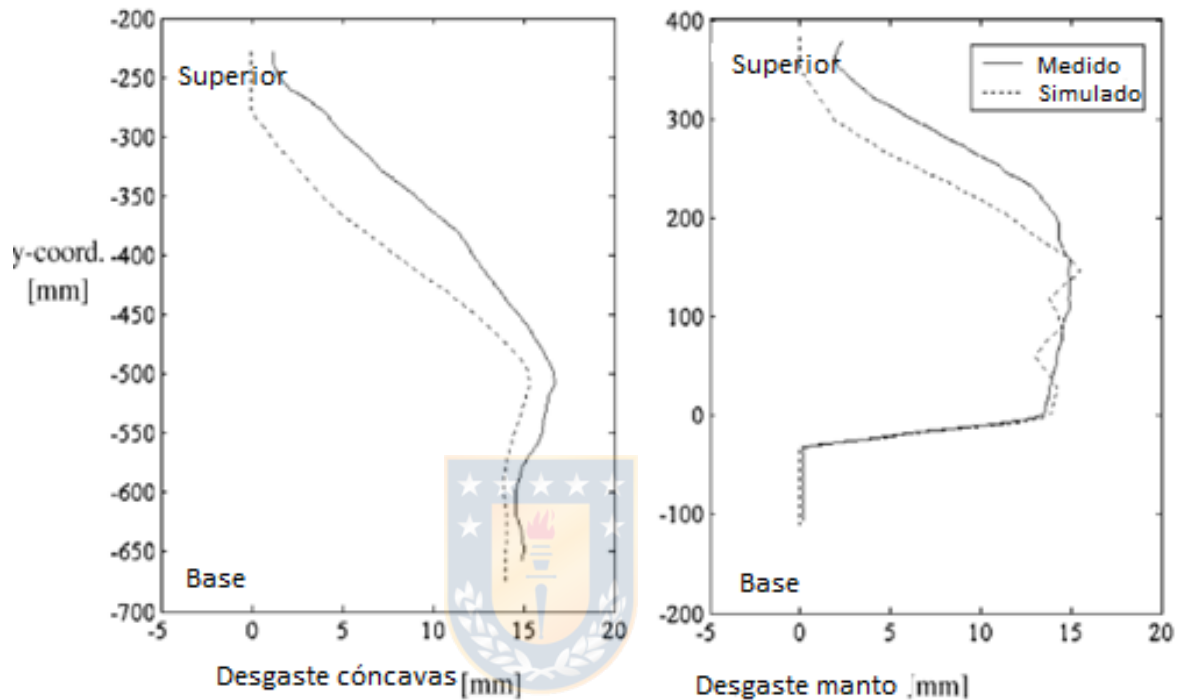


Figura 1-2 Resultados de desgaste [1]

En la Figura 1-2 se muestra el resultado de la simulación y lo medido; en el eje y se muestra la altura con distinto eje de referencia para manto y cóncava, en el eje x se muestra el desgaste en mm. Se puede notar que para el manto lo simulado se acerca a lo medido entre 0 a 200 mm, entre 200 a 400 mm lo simulado no concuerda con lo medido; esto es una falencia del modelo el cual es perfeccionado en [2]. Con respecto a las cóncavas la simulación tiene a coincidir en tendencia, pero no en valor absoluto. El autor indica que las falencias del modelo son: mala estimación de la presión, no linealidad de la presión y el desgaste, no se consideran características del mineral (granulometría, dureza).

- ♣ M. Lindqvist y C. Evertsson, «Development of wear model for cone crushers,» *WEAR*, vol. 261, n° 3-4, pp. 435-442, 2006. [2]

En el artículo [2] se muestra una mejora del artículo [1], la mejora expuesta por el autor consiste en considerar las fuerzas que se ejercen entre el manto, la cóncava y el mineral a moler. La representación de estas fuerzas se ve en Figura 1-3, donde el óvalo corresponde a una partícula que no escurre y está entre 2 superficies, donde α representa el ángulo entre las superficies. Sabemos de física clásica que la fuerza tangencial y la normal se expresan como:

$$F_t = fN = F \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad (1 - 3)$$

$$N = F \cos\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad (1 - 4)$$

Luego si las fuerzas son iguales tenemos:

$$f = \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad (1 - 5)$$

Donde f representa el factor de fricción, si es mayor que el coeficiente de fricción (μ) el material cae, esto es $f > \mu$.

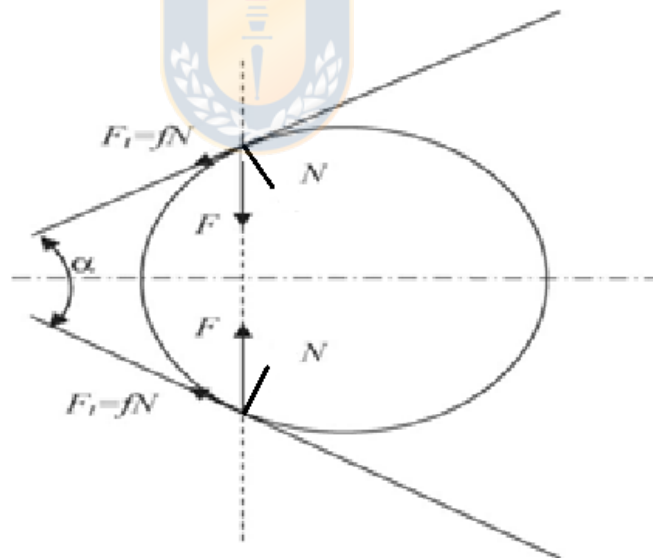


Figura 1-3 Fuerzas de corte (Shear) presentes en la operación. [2]

Así el modelo propuesto es:

$$\Delta w = \frac{1}{W_2} (P_n + KP_s) \quad (1 - 6)$$

Donde:

$$P_n = \frac{1}{\sqrt{1 + f^2}} P_t \quad (1 - 7)$$

$$P_s = \frac{f}{\sqrt{1 + f^2}} P_t \quad (1 - 8)$$

Donde P_t es la presión en el chancador [1] P_n presión normal, P_s presión de corte-tensión (shear-stress) y K es un parámetro que escala el efecto de la fuerza de corte cuando no hay deslizamiento.

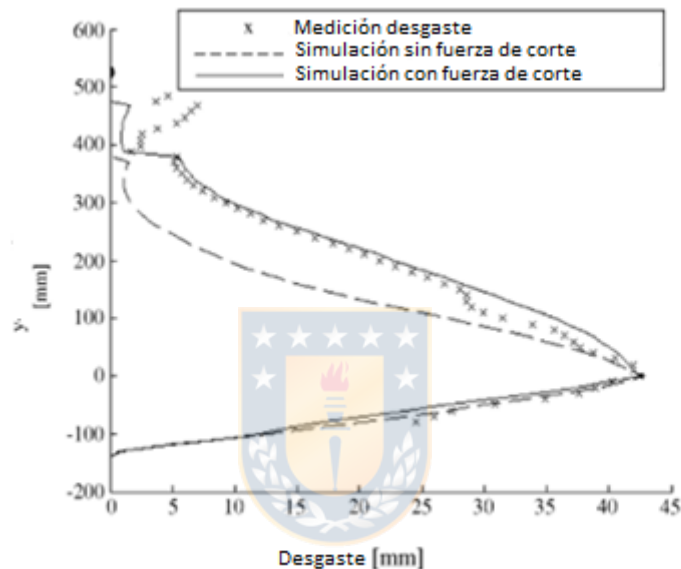


Figura 1-4 Desgaste de mantos, comparando las 2 versiones del modelo. [2]

En la Figura 1-4 se muestra los resultados de los modelos de [1] y [2], donde el nivel 0 corresponde al primer punto que interactúa entre el mineral y la cóncava. Claramente al considerar las fuerzas involucradas en el modelo de presión provoca una mejoría en el modelo de desgaste con respecto a su antecesor. Al comparar [2] con el valor medido, notamos que el modelo aún tiene error considerable entre 150 – 20 mm. El autor menciona que la posible explicación es que en el modelo no considera variables del material como dureza y granulometría del material de entrada; además menciona la no linealidad que existe entre la presión y el desgaste.

- ♣ L. Ruiyue, S. Boqiang, S. Yanhua y L. Guoguang, «Prediction model for liner wear considering the motion characteristics of material,» *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2018, n° 4, pp. 1-11, 2018. [3]

En el artículo [3] se presenta un modelo genérico para explorar la relación entre los parámetros del chancador y el desgaste, tales como: ángulo excéntrico, CSS, geometría de la cámara de trituración. El esquema que representa el modelo se puede ver en la Figura 1-5

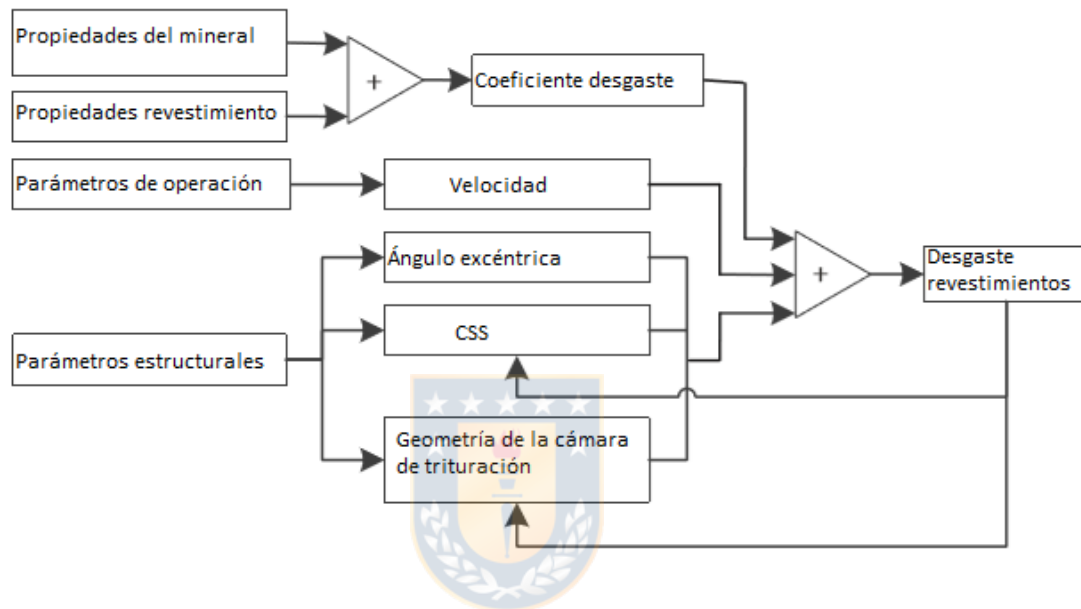


Figura 1-5 Esquema de los factores que influyen en el desgaste. [3]

Los resultados expuestos muestran que el modelo se ajusta al desgaste con un error de 4.3%. Lamentablemente es demasiado específico y complejo para implementar de manera industrial.

- ♣ B. Wills y J. Finch, «Chapter 6 - Crushers,» de *Wills' mineral processing technology*, Butterworth-Heinemann, 2016, pp. 123-146. [4]

En el capítulo de libro [4] se presenta un resumen con los distintos tipos de chancadores: primarios, secundarios y terciarios. Destaca la importancia del desgaste como uno de los mayores costos operacional. Las principales formas de medir el desgaste son: faro (máquina portátil de medición de coordenadas), perfil ultrasónico y escáner laser (produce una imagen 3D de la cámara de trituración). Luego de medir el desgaste se hace una proyección de la vida útil de los revestimientos.

- ♣ P. Rosario, R. Hall y D. Maijer, «Liner wear and performance investigation of primary gyratory crushers,» *Minerals Engineering*, vol. 17, nº 11-12, pp. 1241-1254, 2004. [5]

En el artículo [5] muestra una visión general de la importancia del desgaste de los mantos y cóncavas en el proceso de chancado; y como estos influyen en el desempeño. Para ello muestra una revisión general del proceso de chancado, destacando la importancia, desempeño (variables de diseño mecánico, variables del material de alimentación, variables de operación mecánica); como la forma de medir el desgaste de estas se destacan las siguientes:

- Agujeros de perforación: Esta técnica consiste en hacer perforaciones de diámetros pequeños en los mantos y cóncavas hasta que el taladro intersecte la cascaras. Luego se procede a medir con alambres el espesor remanente.
- Sensor de espesor ultrasónico: El sensor del equipo se conecta de forma paralela a la superficie del chancador para así medir el espesor remanente, el autor señala que en pruebas anteriores los resultados tienen imprecisión, esto se produce por la reflexión que produce el sensor ultrasónico.
- Sensor de sacrificio: Este método consiste en instalar sensores (similares a los que usan las pastillas de los autos) en las cóncavas y los mantos del chancador, estos envían señales eléctricas que entregan el valor del espesor remanente. El autor señala que tiene problemas de ruido, altos picos producto del chancado; como también corto circuitos.

El autor presenta una nueva metodología para medir el desgaste, esta consiste en instalar un láser (LPD del inglés: laser profile device) en el chancador, como se muestra en Figura 1-6.

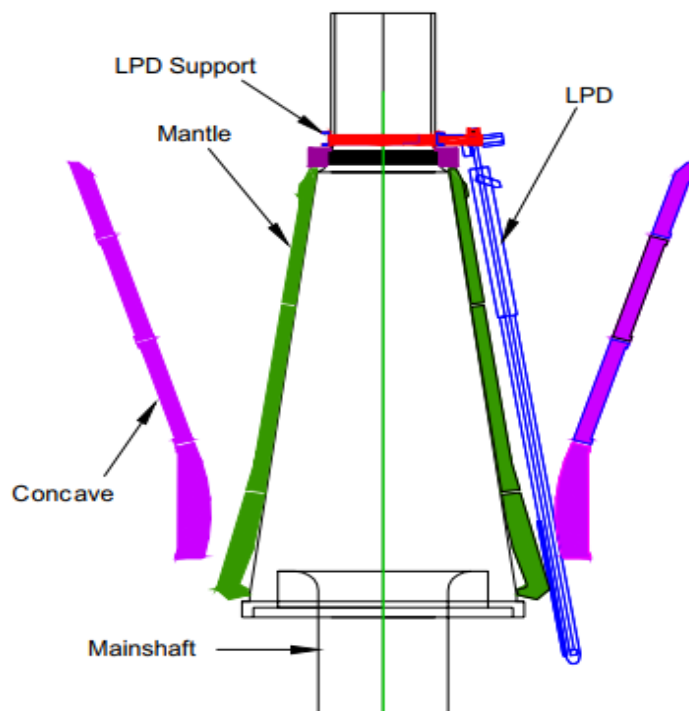


Figura 1-6 Esquema instalación LPD [5]

Los componentes utilizados se presentan en la Figura 1-7.

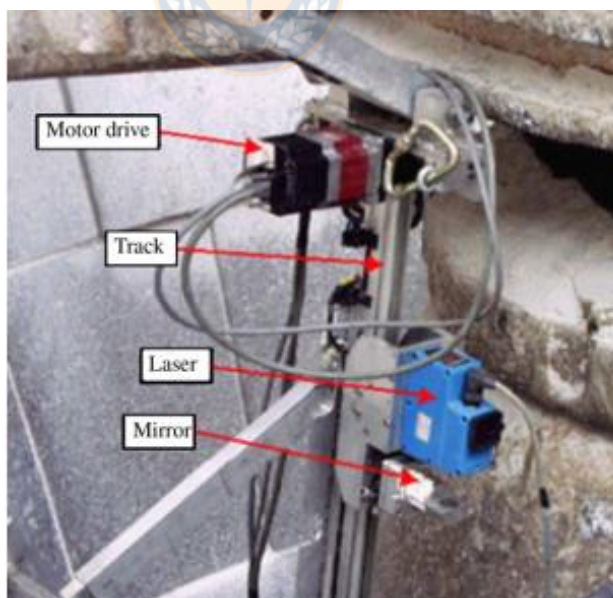


Figura 1-7 Componentes instalación. [5]

El nuevo sistema reduce en un 45% el tiempo de medición del desgaste en chancadores, además genera una base de datos de los perfiles de desgaste que es valiosa para trabajos futuros.

- ♣ G. Asbjornsson, E. Hulthén y M. Evertsson, «Modelling and dynamic simulation of gradual performance deterioration of a crushing circuit-including time dependence and wear,» *Minerals Engineering*, vol. 33, pp. 13-19, 2012. [6]

En el artículo [6], se muestra la modelación dinámica de un circuito de chancado. Para la simulación del chancador se considera la distribución granulométrica (PSD) utilizando la función Swebrec, que se desarrolla con los datos obtenidos al variar el CSS. Luego tenemos que:

$$X_{50} = a_1 CSS_0 + a_2 \int_t^t m dt \quad (1 - 9)$$

Donde x_{50} representa que el 50% del mineral acumulado tiene una granulometría menor a $x_{50} [inch]$, a_1 es la diferencia entre el CSS inicial y x_{50} después de ajustar la altura del manto, a_2 representa la tasa de desgaste que depende del tonelaje procesado por hora, esta se estima de los datos, como se muestra en la Figura 1-8.

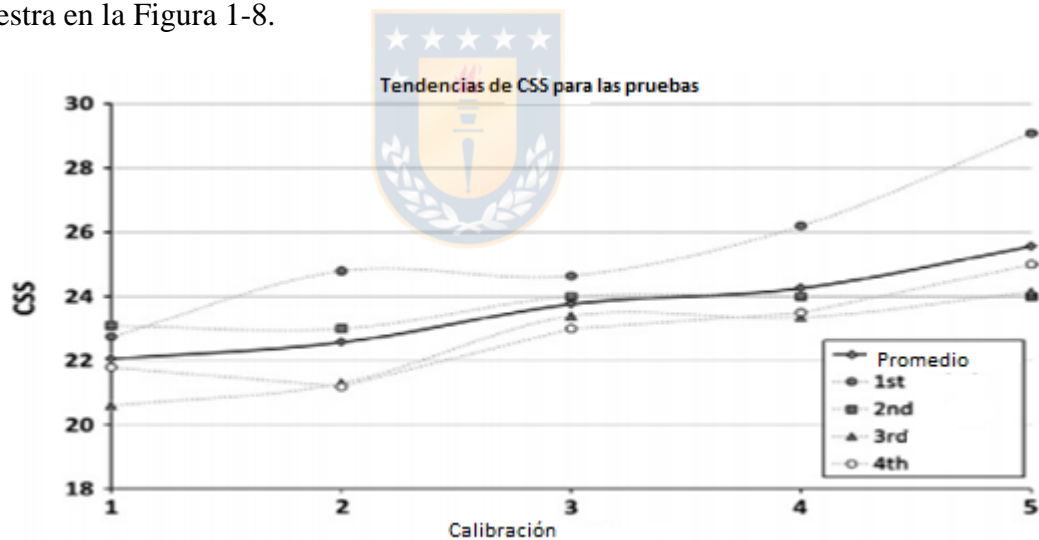


Figura 1-8 Desgaste generada con los resultados de calibración. [6]

Al considerar el parámetro de desgaste, la simulación tiene un error de 7.2 %. Esto es mejor que el 15% que tenía al no considerar el factor de desgaste del chancador.

- ♣ P. Itavou, M. Vilkkko, A. Jaatinen y K. Viilo, «Dynamic modeling and simulation of cone crushing circuits,» *Minerals Engineering*, Vols. %1 de %243-44, pp. 29-35, 2013. [7]

En el artículo [7], se presenta un modelo para chancador primario, en el considera modelación clásica y neuro-difusa; como variables de entrada consideran: CSS, velocidad del motor, propiedades del material de entrada como granulometría, dureza. El modelo entrega como salida: granulometría, potencia y toneladas por hora. En este artículo no se considera el desgaste del chancador.

- ♣ J. Andersen y T. Napier-Munn, «The influence of liner condition on cone crusher performance,» *Minerals Engineering*, vol. 3, n° 1-2, pp. 105-116, 1990. [8]

En el artículo [8], se presenta la influencia del desgaste en el desempeño de un chancador primario. Para ello se modela la distribución de granulometría de salida Figura 1-9. En el modelo se considera el desgaste mediante regresión lineal en los parámetros del modelo.

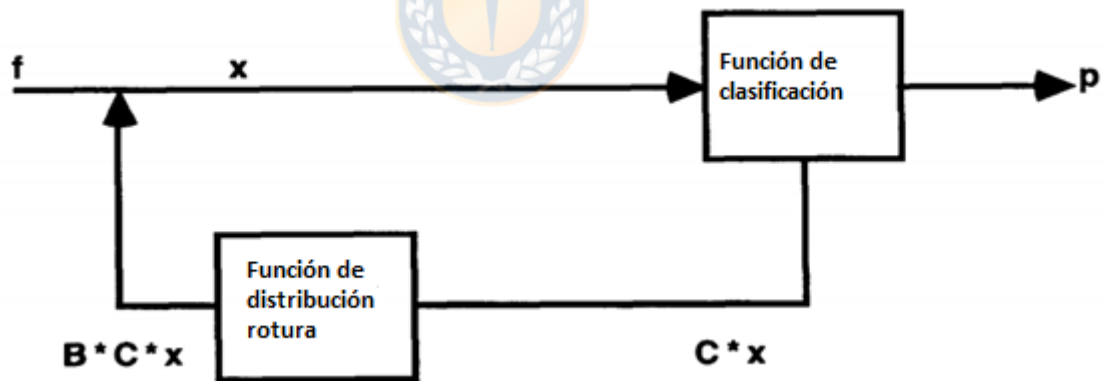


Figura 1-9 Modelo del chancador Whiten. [8]

Los resultados arrojan una mayor precisión del modelo al considerar los efectos de desgaste. Aun así, el autor señala que las condiciones de revestimiento son limitadas, es por esto que propone que se deberían considerar otras variables como la potencia eléctrica.

- ♣ M. Moshgbar y R. Parkin, «An intelligent distributed system for real-time control of cone crushers,» *Microprocessors and Microsystems*, vol. 18, n° 7, pp. 377-383, 1994. [9]

En el artículo [9] se presenta una solución para la automatización de un chancador cónico. Se compone de un sistema basado en conocimiento (KSB) y control adaptativo. Las salidas son la obtención del punto óptimo del chancador CSS, compensación de CSS por el desgaste, punto óptimo considerando el rendimiento y el consumo de energía.

Este sistema de control considera el desgaste del chancador, para ello se estima con modelo difuso. Las variables que considera el modelo son:

- Propiedades de los revestimientos como composición, espesor.
- Propiedades del material de entrada como dureza, composición.
- granulometría de entrada.
- variables operacionales (potencia, tonelaje, CSS).
- Temperatura.
- Humedad mineral.



Luego el ajuste del CSS considerando el desgaste se calcula como:

$$D_0 = S_0 + \int_0^T \frac{d}{dt} (W_c + W_M) dt \quad (1 - 10)$$

Donde D_0 es el CSS actual, S_0 es el CSS inicial, W_c, W_M desgaste de cóncavas y mantos respectivamente, T el tiempo desde el último cambio de CSS (Cambio discretos).

- ♣ Y. Ma, X. Fan y Q. He, «Prediction of cone crusher performance considering liner wear,» *Applied Sciences*, vol. 6, n° 404, pp. 1-13, 2016. [10]

En el artículo [10] se presenta un modelo de desgaste que considera el tiempo y líneas horizontales a través de las cóncavas.

$$\Delta\omega_i(t) = \frac{F_{n,i} + QF_{s,i}}{F_{n,p} + QF_{s,p}} \left(\mu \int_0^T m(t) dt \right) \quad (1 - 11)$$

Donde F_n es la presión normal, F_s es la presión de corte-tensión, ' i ' representa líneas horizontales a través de los cóncavas y mantos. ' p ' representa las variables cerca del CSS. μ representa la tasa de desgaste dependiendo del tonelaje procesado, $m(t)$ representa los kg de salida del chancador. T es el tiempo en horas.

Los resultados muestran que al considerar el desgaste el error se reduce de 46.9% a 13.9%.

- ♣ M. Moshgbar, R. Bearman y R. Parkin, «Optimum control of cone crushers utilizing an adaptive strategy for wear compensation,» *Minerals Engineering*, vol. 8, n° 4/5, pp. 367-376, 1995. [11]

En el artículo [11] considera la misma estructura de control que [9], pero ahora el desgaste es medido directamente con sensores de sacrificios. Los sensores de sacrificio pueden arrojar errores y corto circuitos, es por esto que la medida de desgaste se compara con un modelo predictivo de desgaste desarrollado por el autor.

- ♣ J. Quist, J. Franke y M. Evertsson, «The effect of liner wear on gyratory crushing-a dem case study,» *International computational modelling symposium*, vol. 3, n° 1, pp. 1-14, 2011. [12]

En el artículo [12] se presenta un método para estimar el desgaste de mantos y cóncavas de un chancador primario tipo cono giratorio. Mezcla la medida de un láser de los revestimientos que utiliza la información 3D del programa CrusherMapper de un chancador; y la modelación mediante elementos discreto (DEM).

Se simulan dos casos; el primero con cóncavas nuevas y el segundo con cóncavas gastadas. Entregando como resultado que las cóncavas nuevas entregan mejor resultado en términos de mantener CSS, pero que para el caso contrario se puede ajustar la altura del poste y así mantener el CSS constante.

- ♣ S. V. Godoy, «Informe de memoria de título para Ingeniero Civil Mecánico 'Herramienta computacional basada en un modelo predictivo para la determinación del desgaste en revestimientos de un chancador primario tipo giratorio' ,» 2016. [13]

En la memoria de pregrado [13] se presenta un modelo para estimar el desgaste de los mantos y cóncavas de un chancador del tipo cono giratorio. Utiliza un modelo de mínimos cuadrados que relaciona el tonelaje procesado y el desgaste. Además, con esto proyectan el término de las campañas.

Estos modelos son implementados en una interfaz gráfica. Se muestran las líneas críticas y el perfil de desgaste, como la proyección de la campaña. En este modelo no se consideran variables operacionales.

1.2.2 Estimadores Neuro-Difusos.

En esta sección se revisan artículos de modelación neuro-difusa, desde conceptos, comparación y aplicaciones.

- ♣ C.-T. Lin y G. Lee, *Neural fuzzy systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*, New Jersey: Prentice-Hall, 1996. [14]

En este libro se presentan los conceptos básicos de: lógica difusa, control difuso, redes neuronales y modelación neuro-difusa (ANFIS).

- ♣ J.-S. Roger Jang, «ANFIS: Adaptive-Network based fuzzy inference system,» *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, n° 3, pp. 665-685, 1993. [15]

En el artículo [15], se presenta la arquitectura y el procedimiento de aprendizaje de un sistema neuro difuso (ANFIS). Este artículo destaca lo robusto de ANFIS para la modelación no lineal de procesos, además compara ANFIS con modelación difusa y redes neuronales, donde ANFIS tiene gran ventaja considerando el índice de error no dimensional (NDEI), en la Tabla 1-1 se muestra un resumen de la comparación.

Tabla 1-1 Comparación general [15]

<i>Método</i>	<i>Entrenamiento</i>	<i>NDEI</i>
<i>ANFIS</i>	500	0.036
<i>Modelo AR</i>	500	0.39
<i>Cascada NN</i>	500	0.32
<i>Propagación hacia atrás NN</i>	500	0.05
<i>Polinomio grado 6.</i>	500	0.85

Las estructuras de ANFIS será analizada en capítulo marco teórico.

- ♣ J.-S. Roger Jang y C.-T. Sun, «Neuro-Fuzzy modeling and control,» *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, n° 3, pp. 378-406, 1995. [16]

En el artículo [16] se revisan los desarrollos fundamentales y avanzados de los sistemas neuro-difusos para modelación y control. Además, se presenta métodos de diseño para modelación y control; como también su arquitectura y forma de aprendizaje para el modelo difuso de Sugeno.

Además, en este artículo se aplica ANFIS para predicción de series de tiempo caótico. La serie de tiempo utilizada para la simulación es retraso diferencial de Mackey-Glass. Además, se simulan otros métodos de aprendizaje. Estos se resumen en la Tabla 1-2, donde ANFIS tiene el menor error.

Tabla 1-2 Comparación ANFIS [16]

<i>Método</i>	<i>Entrenamiento</i>	<i>NDEI</i>
<i>ANFIS</i>	500	0.007
<i>Modelo AR</i>	500	0.19
<i>Cascada NN</i>	500	0.06
<i>Propagación hacia atrás NN</i>	500	0.02
<i>Polinomio grado 6.</i>	500	0.04
<i>Modelo predictivo lineal</i>	2000	0.55

- ♣ J. Vieira, F. Dias y A. Mota, «Comparison between artificial neural networks and neuro-fuzzy systems in modelling and control: a case study,» *Intelligent Components and Instruments for Control Applications*, vol. 36, n° 12, pp. 249-255, 2003. [17]

En el artículo [17], se hace una comparación entre ANN y ANFIS para modelación y control en tiempo real. La aplicación es controlar la temperatura de un horno de cerámica. Para ello se muestran las arquitecturas utilizadas para ANN y ANFIS, para luego comparar los dos sistemas. Para ellos se hacen 2 modelos ANN y 2 modelos ANFIS, esto para estimar modelos de primer y segundo orden. Los resultados arrojan que cuando se utiliza el modelo de primer orden, el error cuadrático medio para ANN y ANFIS es 0.321% y 0.186%, respectivamente; para el caso de un modelo de segundo orden los errores son 0.178% y 0.116% para ANN y ANFIS, respectivamente. Del error cuadrático medio se aprecia que ANFIS tiene un mejor desempeño para ambos modelos, ahora si comparamos el número de parámetros (red más compleja) y el tiempo de entrenamiento, en general, son mayores para ANFIS que para ANN.

- ♣ A. Bahar, E. Guner, C. Ozgen y U. Halici, «Design of state estimators for inferential control of an industrial distillation column,» *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings* , pp. 1112-1115, 2006. [18]

En el artículo [18] se usan dos estimadores para la composición de una columna de destilación, ANN y ANFIS; la salida de estos estimadores se usa para un control predictivo por modelo (MPC). En general el autor señala que los dos métodos estiman correctamente la composición de la columna, sólo cuando se hace un cambio en la tasa de reflujo ANFIS es superior a ANN en la estimación. Por otro lado, el autor señala que una ventaja de ANFIS, es que no es necesario normalizar para entrenar.

- ♣ V. Vladareanu, L. Capitanu y L. Vladareanu, «Neuro-fuzzy modelling of the metallic surface characterization on linear dry contact between plastic material reinforced with SGF and alloyed steel,» *Materials* , vol. 11, n° 7, pp. 1-21, 2018. [19]

En este artículo [19] se presentan modelos para caracterizar el desgaste del contacto de superficies metálicas en contacto con material plástico reforzado. La modelación se realiza con ANFIS y ANN para luego comparar entre ellas. Dejando como resultado que ANFIS tiene un mejor desempeño que ANN. Este artículo muestra la versatilidad de los modelos neuro-difusos, dejando en claro que tienen una amplia aplicación industrial.

- ♣ R. Karim, F. Dilwar y R. Siddique, «Predictive modeling of surface roughness in MQL assisted turning of SIC-AI alloy composites using artificial neural network and adaptive neuro fuzzy inference system,» *Journal of Advanced Research in Manufacturing, Material Science & Metallurgical Engineering*, vol. 5, n° 3, pp. 12-28, 2018. [20]

En este artículo [20] se presentan modelos predictivos para la estimación de la rugosidad de la superficie de torneado. Los modelos presentados se desarrollan mediante redes neuronales (ANN) y neuro-difusos (ANFIS), donde las variables de entradas son: profundidad de corte, velocidad de corte y velocidad de alimentación. El mejor modelo ANN tiene la estructura 3-6-1 con un MAPE 5.298 %. Por otro lado, ANFIS utilizando el método de aprendizaje híbrido entrega un MAPE de 0.113 %. Esto muestra nuevamente las ventajas de ANFIS frente a ANN.

- ♣ A. Kayabasi y A. Akdagli, «A comparative study on ANN, ANFIS and SVM methods for computing resonant frequency of a-shaped compact microstrip antennas,» *International Journal of Electronics and Communication Engineering* , vol. 9, nº 8, pp. 757-763, 2015. [21]

En el artículo [21], se hace una comparación de 3 estimadores para calcular la frecuencia de resonancia, estos son ANN, ANFIS y máquinas de vectores de soporte (SVM). Al calcular el porcentaje promedio de errores (APE) 0.601% para ANN, 0.744% para ANFIS, 0.623 % para SVM; podemos notar que el menor error lo tiene ANN. Aun así, el autor considera que los 3 métodos tienen errores aceptables para predecir la frecuencia de resonancia.

- ♣ M. Okwu y O. Adetunji, «A comparative study of artificial neural network (ANN) and adaptative neuro-fuzzy inference system (ANFIS) models in distribution with nondeterministic inputs,» *International Journal of Engineering Business Management*, vol. 10, pp. 1-17, 2018. [22].

En [22], se hace una comparación entre ANN y ANFIS para modelar y optimizar la distribución de productos en una empresa embotelladora. Las entradas de los estimadores son: la demanda del producto y el costo unitario de envío, ambas variables son consideradas no determinísticas. Los resultados de la comparación arrojan que ANFIS tiene un mejor desempeño que ANN.

- ♣ B. Sredanovic y D. Cica, «Comparative study of ANN and ANFIS prediction models for turning process in different cooling and lubricating conditions,» *SAE Int. J. Mater. Manf*, vol. 8, nº 2, pp. 586-591, 2015. [23]

En el artículo [23] se presenta la comparación de ANN y ANFIS para estimar la fuerza de corte, vida útil de la herramienta y rugosidad de la superficie de un torno; las variables de entrada son: avance, velocidad de corte y profundidad de corte. Los resultados de la comparación arrojaron que el error de ANFIS es menor que el de ANN; aun así, considera que los dos estimadores son suficientemente buenos y robustos.

- ♣ O. Quilodrán y A. Valenzuela, «Estimation of lifters wear in ball and sag mills using neuro-fuzzy modeling,» *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*, pp. 1-7, 2018. [24]

En el artículo [24], se presenta la estimación del desgaste de alzadores de molinos sag mediante un estimador neuro-difuso. Las entradas del estimador son el mineral procesado (integral,

esto para agregar variable temporal), velocidad molino, potencia y presión de descanso. Además, considera un filtro de media móvil para las señales de velocidad, potencia y presión.

Para entrenar el estimador neuro-difuso consideran que el desgaste sigue una tendencia, luego se procede a interpolar con los puntos existentes de cada campaña, para así tener los mismos puntos que las variables de entrada. Luego se procede a entrenar el estimador en el Toolbox de Matlab para ANFIS. El error porcentual absoluto medio (MAPE) para los estimadores desarrollados en [24] se pueden ver en la Tabla 1-3

Tabla 1-3 MAPE para los estimadores [24]

<i>Estimador</i>	<i>Campaña</i>	<i>MAPE (%)</i>
SAG_1	1A	0.28
SAG_1	1B	0.71
SAG_2	1A	0.73
SAG_2	1B	0.68

Con los errores expuesto anteriormente, confirman la robustez y el poder de los estimadores neuro-difusos, especialmente en aplicaciones mineras.

1.2.3 Discusión

El proceso de chancado es fundamental para la industria minera, siendo el chancador primario una etapa primordial para el proceso de conminución. Luego el desempeño del chancador impacta considerablemente en el desempeño de la planta aguas abajo: molino de bola, molino sag, celdas de flotación [5] [6].

Debido al desgaste abrasivo que se produce en el proceso de conminución, provoca que los revestimientos se desgasten: mantos y cóncavas [1] [2] [5] [6] [7] [9] [10] [11] [12] [13]. En distintos artículos se hacen esfuerzos para determinar este desgaste. En [1] se plantea un modelo empírico para la estimación de desgaste con falencias en su estimación debido a un modelo de presión deficiente. En el artículo [2] se agregan al modelo expuesto en [1] las fuerza tangencial y normal que se producen en el chancador. Con esto mejora el modelo de presión, provocando que el modelo de desgaste expuesto en [2] tenga mejor desempeño que el expuesto en [1].

Por otro lado, existen diferentes formas de medir el desgaste de chancadores. En [5] se exponen algunas alternativas: agujeros de perforación, sensores de espesor ultrasónico, sensor de sacrificio.

Además, se plantea una alternativa para medir el desgaste, el cual consiste en instalar un láser en el chancador, reduciendo así en 45% el tiempo que demora tomar la medida de desgaste. Para realizar estas medidas necesariamente el chancador debe estar detenido.

El desempeño del chancador cambia dependiendo del nivel de desgaste. En el artículo [6] se analiza el desempeño del chancador considerando un desgaste lineal, los resultados muestran que al considerar el desgaste el modelo de desempeño mejora. En [10] se presenta un predictor de desempeño para un chancador primario considerando variables temporales y espaciamiento en el eje vertical; los resultados de este trabajo arrojan que, al considerar el desgaste lineal, el predictor reduce su error de 46.9% a 13.9%.

En [6] se presenta la modelación de un circuito de molienda incluyendo el desgaste del chancador. Con esto logran reducir el error de un 15% a 7.2%. En el artículo [7], se muestra la modelación de un circuito de molienda, usando 2 métodos: empírica y neuro-difusa, en este no se considera el desgaste del chancador.

El CSS define la distribución granulométrica de salida, es por esto que su monitoreo y ajuste es fundamental para mantener una buena calidad del producto. En [9] se presenta una opción para la automatización de un chancador primario, para ello se considera un controlador adaptativo para ajustar la altura del poste y mantener CSS constante. En este artículo se plantea un modelo difuso para la estimación del desgaste de los revestimientos del chancador y se integra al controlador predictivo. En el artículo [11], se presenta una variación de [9]; en este caso se mide directamente el desgaste con sensores de sacrificio. Para corroborar la medida de estos se utiliza un modelo de desgaste expuesto en [25].

En [14] [15] [16] se presentan los fundamentos de la modelación neuro-difusa, exponiendo su robustez y alta capacidad de modelar procesos no lineales, como es nuestro caso. La modelación neuro-difusa se aplica en distintas áreas: en [18] se usa para estimar la composición de una columna de destilación, en [21] para estimar la frecuencia óptima de resonancia de un transmisor, en [22] para optimizar la distribución de productos de una empresa embotelladora, en [23] se estima las fuerzas de corte, vida útil y rugosidad de un torno y en [24] se utiliza para estimar el desgaste de alzadores de un molino sag.

Distintas formas de modelar se han puesto a prueba. En [15] [16], se compara ANFIS con modelo autorregresivo, NN, polinomio; donde ANFIS tiene el menor error. En [17] [18] [21] [22] [23], se comparan ANFIS y ANN. En [17] [18] [22] [23] el desempeño de ANFIS es superior al de

ANN, en [21] muestra que ANN tiene ventaja sobre ANFIS donde los errores respectivos son: 0.601% y 0.623%.

1.3. Hipótesis de Trabajo

Es posible estimar el desgaste de mantos y cóncavas para un chancador primario giratorio mediante un modelo neuro-difuso entrenado con variables históricas de operación y desgaste.

1.4. Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Desarrollar un modelo neuro-difuso para estimar el desgaste de revestimientos de un chancador primario en base a variables operacionales y datos históricos de operación y desgaste.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Plantear un modelo neuro-difuso para estimar el desgaste de mantos (110 in, 113 in, 115 in) y cóncavas de un chancador primario giratorio.
- Entrenar el modelo con los datos históricos de operación y desgaste.
- Validar el modelo con datos históricos.
- Desarrollar algoritmos para implementar el modelo neuro-difuso.
- Predecir el desgaste mensual, considerando la estimación actual de desgaste y el plan de producción mensual.

1.5. Alcances y Limitaciones

- El entrenamiento y simulación se realiza en Matlab.
- Los datos serán obtenidos de Minera Los Pelambres, Gerencia de Mina.
- La única variable que integrará la mina y el proceso de chancado será el porcentaje de finos P80 del chancador.

1.6. Beneficios.

- Desgaste estimado en línea de cóncavas y mantos.
- Mejorar operación en función del desgaste.
- Estimar el término de la campaña.

1.7. Temario y Metodología

En el capítulo 2 se revisa el marco teórico, enfocado en la descripción de chancadores primarios y estimadores neuro-difusos.

En el capítulo 3 se revisa los datos obtenidos.

En el capítulo 4 se desarrolla el modelo neuro-difuso, entrenamiento y validación.

En el capítulo 5 se presentan los resultados, conclusiones y trabajo futuro.



Capítulo 2. Marco Teórico

En este capítulo se presentan los conceptos teóricos que se consideran fundamentales para el desarrollo de este trabajo de tesis. Compuesto por 2 subcapítulos: Chancadores de cono giratorio y modelación neuro-difusa.

2.1. Chancadores.

Minera Los Pelambres es un yacimiento de sulfuro, que está ubicada en la Región de Coquimbo a 240 kilómetros de Santiago. Los productos de la mina son concentrado de cobre y molibdeno. El proceso productivo de Minera Los Pelambres se resume en la Figura 2-1.



Figura 2-1 Proceso productivo Minera Los Pelambres.

La superintendencia de chancado y correa posee 2 chancadores cono giratorio de 110 in (ver Figura 2-2).



Figura 2-2 Chancador tipo cono [13]

El chancador tiene 3 revestimientos, cóncavas, mantos y araña. Los que impactan directamente en el producto de salida son los mantos y las cóncavas. El movimiento del manto se produce de forma excéntrica. Esto genera 2 aperturas extremas, el lado más cerrado (CSS) y el lado más abierto (OSS),

$$OSS - CSS = \text{excéntrica} \quad (2 - 1)$$



Figura 2-3 Simbología chancador tipo cono giratorio. [13]

Una campaña consiste en el uso completo de las cóncavas. Se instalan las cóncavas y el manto de 110 in (día 0). Luego de que el manto se desgaste y la altura del poste llegue al tope se cambia por un manto de 113 in (2 meses aproximadamente). Se aumenta el tamaño del manto para suplir así el desgaste de las cóncavas. Opera el manto de 113 in hasta que se desgasta y llega a tope en altura del poste, para luego cambiar al último manto de 115 in (2 meses aproximadamente) y con el mismo criterio opera el manto de 115 in por aproximadamente 2 meses. Finalmente, una campaña dura aproximadamente entre 6 a 7 meses, donde cada manto tiene una vida útil de 2 meses aproximadamente.

2.2. Estimadores neuro-difusos.

Un estimador neuro-difuso integra 2 herramientas, redes neuronales y lógica difusa, mezclando así la robustez de la lógica difusa y la capacidad de aprendizaje y adaptación de las redes neuronales. Estos son detallados en [15], [16] [14]. En esta sección se detalla el modelo ANFIS. En la Figura 2-4 se muestra una estructura con 2 entradas y 4 reglas, esta estructura es idéntica a un sistema difuso Takagi-Sugeno.

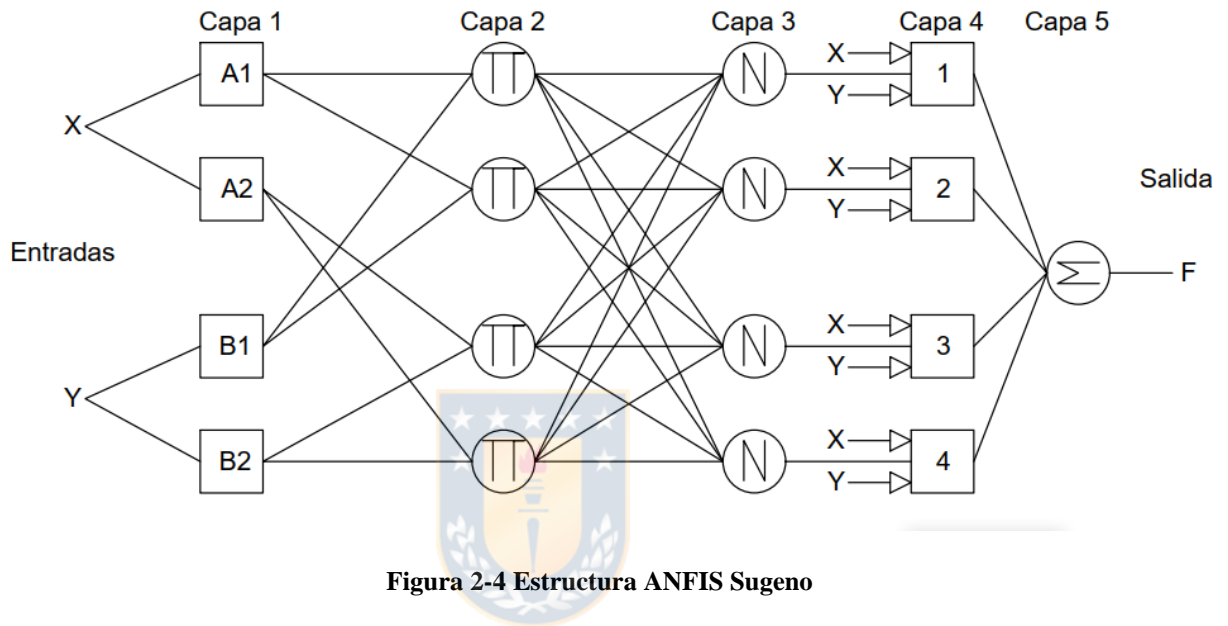


Figura 2-4 Estructura ANFIS Sugeno

Capas:

- 1) En esta etapa se hace la fusificación de entrada, usando la función de pertenencia del tipo gaussiana simétrica. Esto es:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left(-\frac{(x - c_{A_i})^2}{2\sigma_{A_i}}\right) \quad (2 - 2)$$

Donde c_{A_i} corresponde al centro y σ_{A_i} corresponde a la desviación estándar.

- 2) Fuerza de disparo de la neurona 'i' esto es:

$$w_i = \mu_{A_m}(x) \cdot \mu_{B_n}(y) \quad (2 - 3)$$

- 3) Normalización:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=0}^n w_i} \quad (2 - 4)$$

4) Cada neurona

$$O_i^{(4)} = \bar{w}_i \cdot f_i \quad (2 - 5)$$

La descripción de las reglas de salida f_i de la capa 4 se describe a continuación.

$$\text{sí } x \text{ es } A_m \text{ así como } y \text{ es } B_n \text{ entonces } f_i = p_i \cdot x + q_i \cdot y + r_i \quad (2 - 6)$$

x, y : Entradas sistema

A_m : Regla difusa 'm'

B_n : Regla difusa 'n'

f_i : Salida regla 'i'

p, q, r : Parámetros de salida

5) Salida, suma de los impactos de cada entrada.

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i} \quad (2 - 7)$$

El algoritmo de aprendizaje de ANFIS es del tipo híbrido mezclando un estimador de mínimos cuadrados y método del descenso (gradiente).

Capítulo 3. Datos desgaste y operación.

En este capítulo se recopilan las variables operacionales de interés y los datos de desgaste de los revestimientos de los chancadores.

3.1. Datos de desgaste.

En esta sección se muestra el resumen de desgaste de los chancadores. En la Figura 3-1 se muestra el resultado de aplicar el faro (láser) para medir el espesor remanente de las cóncavas. Las medidas se hacen cada 150[mm] desde la base, proyectando así 22 puntos equidistantes que definen el perfil de desgaste. Estos puntos son agrupados en 4 filas definiendo así las zonas de las cóncavas.

Las filas críticas son las 1 y 2. Para la fila 1 los puntos críticos son 3,4 y 5, es por lo que se toma el promedio de los puntos antes mencionados para definir así la fila 1. Para el caso de la fila 2 los puntos críticos son 8,9 y 10, aplicando el mismo método que en la fila 1. Para el caso de las cóncavas se tienen dos medidas, el perfil promedio y el perfil con menor espesor remanente.

En la Figura 3-2 se muestra el resultado de aplicar el faro (láser) para medir el espesor remanente del manto inferior. Para ello se hacen medidas cada 100[mm] generando así 12 líneas, luego se separan en 3 filas, de las cuales las 2 primeras son las críticas con las líneas 2,3 y 6,7 respectivamente. Al igual que en el caso de las cóncavas se obtiene el promedio de las líneas críticas para representar así las filas 1 y 2.

En las siguientes tablas se muestran el resumen de las campañas que se tienen actualmente. Además, se muestra una campaña de ejemplo. Se grafican los datos de desgaste e interpolan mediante el polinomio cúbico de Hermite (PCHIP). Esta interpolación permite mantener la tendencia de los puntos.

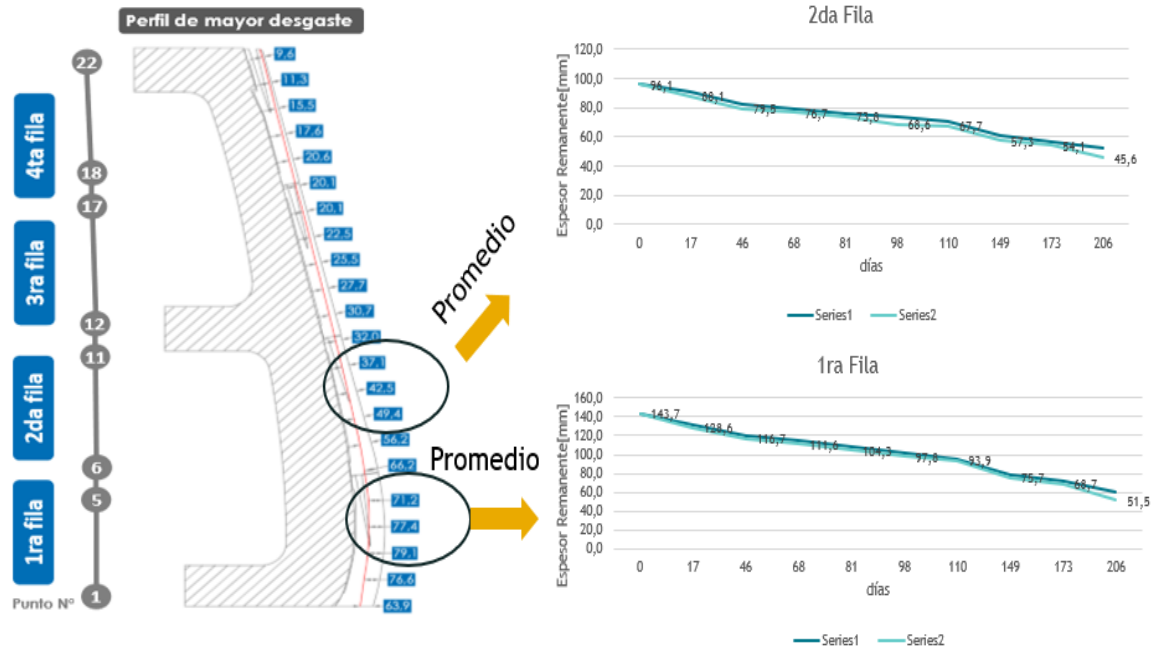


Figura 3-1 Ejemplo revestimientos cóncavos.

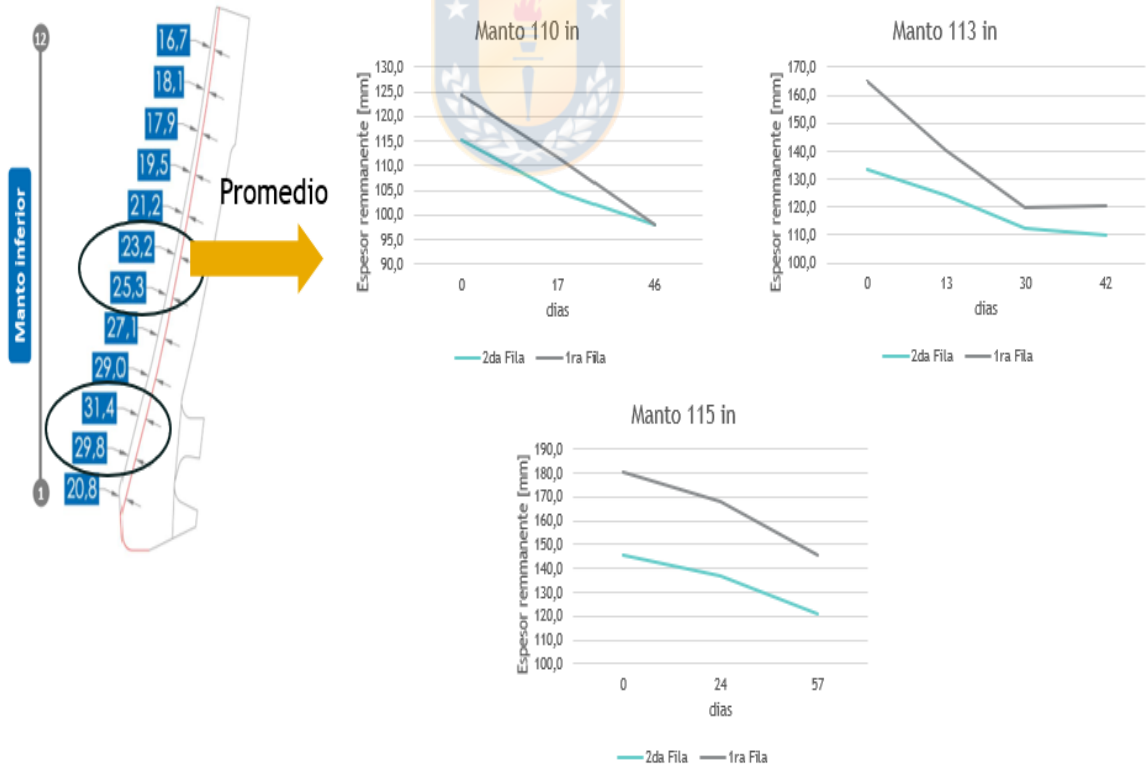


Figura 3-2 Ejemplo revestimientos mantos.

En la Tabla 3-1 se muestra el resumen de las campañas.

Tabla 3-1 Resumen campañas

<i>Campaña</i>	<i>CR001</i>	<i>CR701</i>
1	<i>Incompleta</i>	<i>Incompleta</i>
2	<i>Completa</i>	<i>Completa (111 y 115 in)</i>
3	<i>Completa</i>	<i>Completa</i>
4	<i>Actual</i>	<i>Completa</i>

A modo de ejemplo, en las siguientes tablas se muestran los datos de desgaste de la Campaña 3 del chancador 1.

Tabla 3-2 Líneas cóncavas campaña 3 CR001

<i>Cóncavas</i>			<i>Espesor remanente [mm]</i>			
<i>Días</i>	<i>Fecha</i>	<i>N°</i>	L_1^m	L_1^p	L_2^m	L_2^p
0	24 – 08 – 2018	1	143,7	143,7	96,1	96,1
17	10 – 09 – 2018	2	128,6	132,0	88,1	90,8
46	09 – 10 – 2018	3	116,7	120,0	79,5	82,0
68	31 – 10 – 2018	4	111,6	114,2	76,7	79,0
81	13 – 11 – 2018	5	104,3	107,6	73,8	76,0
98	30 – 11 – 2018	6	97,8	101,2	68,6	73,2
110	12 – 12 – 2018	7	93,9	95,4	67,7	70,2
149	20 – 01 – 2019	8	75,7	79,2	57,3	60,9
173	13 – 02 – 2019	9	68,7	71,7	54,1	56,8
206	18 – 03 – 2019	10	51,5	60,0	45,6	52,4

En las Figura 3-3 y Figura 3-4 se muestran los gráficos de desgaste para las filas críticas, tanto su valor promedio y el perfil con el menor espesor remanente. De los gráficos se aprecia que la tendencia cambia a medida que pasan los días. Este cambio concuerda con el cambio de los mantos. Este fenómeno se repite en todas las campañas.

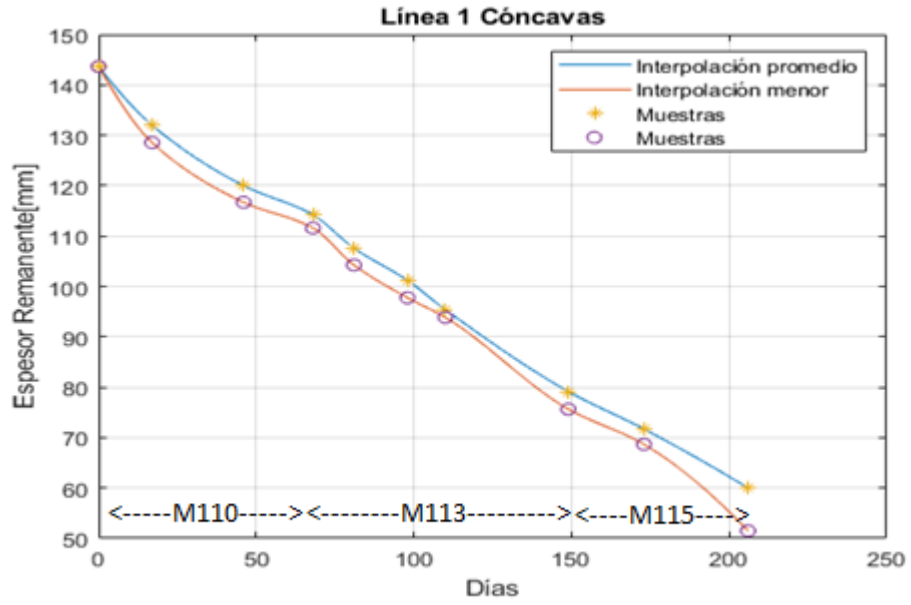


Figura 3-3 Línea 1 cóncavas campaña 3 CR001

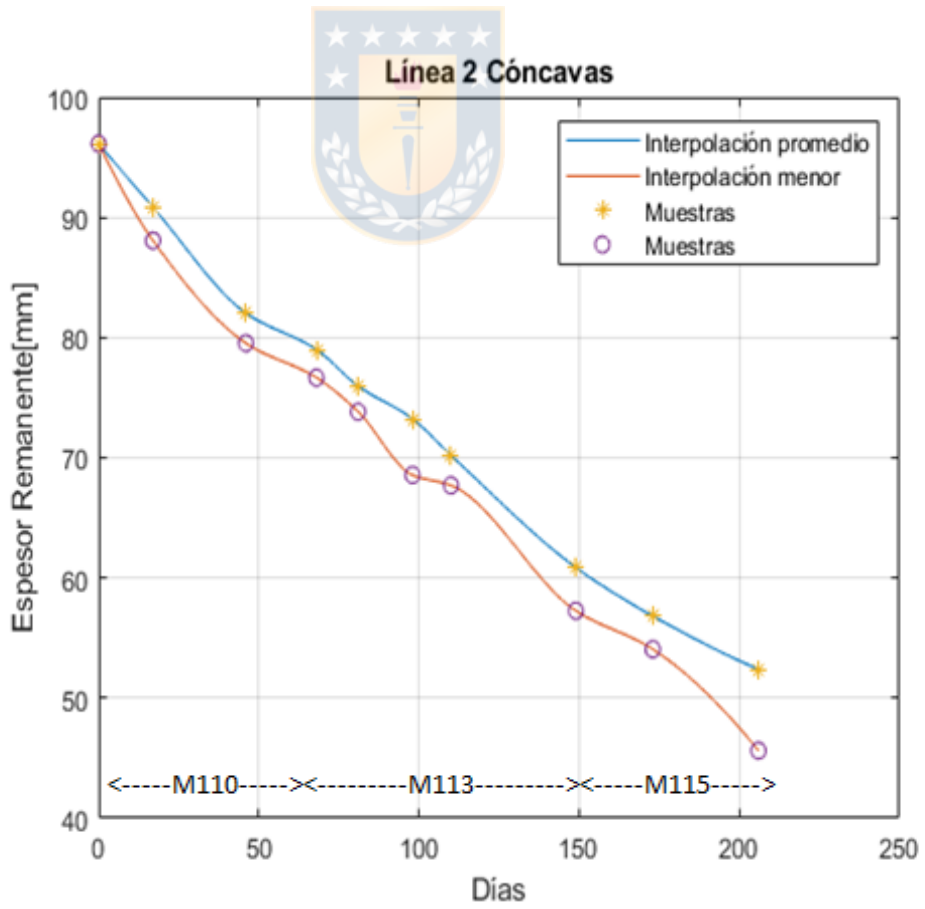


Figura 3-4 Línea 2 cóncavas campaña 3 CR001

Tabla 3-3 Líneas mantos 110 in campaña 3 CR001

<i>Mantos 110 in</i>			<i>Espesor remanente [mm]</i>	
<i>Días</i>	<i>Fecha</i>	<i>N°</i>	<i>L₁</i>	<i>L₂</i>
0	24 – 08 – 2018	1	124,2	115,1
17	10 – 09 – 2018	2	111,6	104,7
46	09 – 10 – 2018	3	98,05	98,0

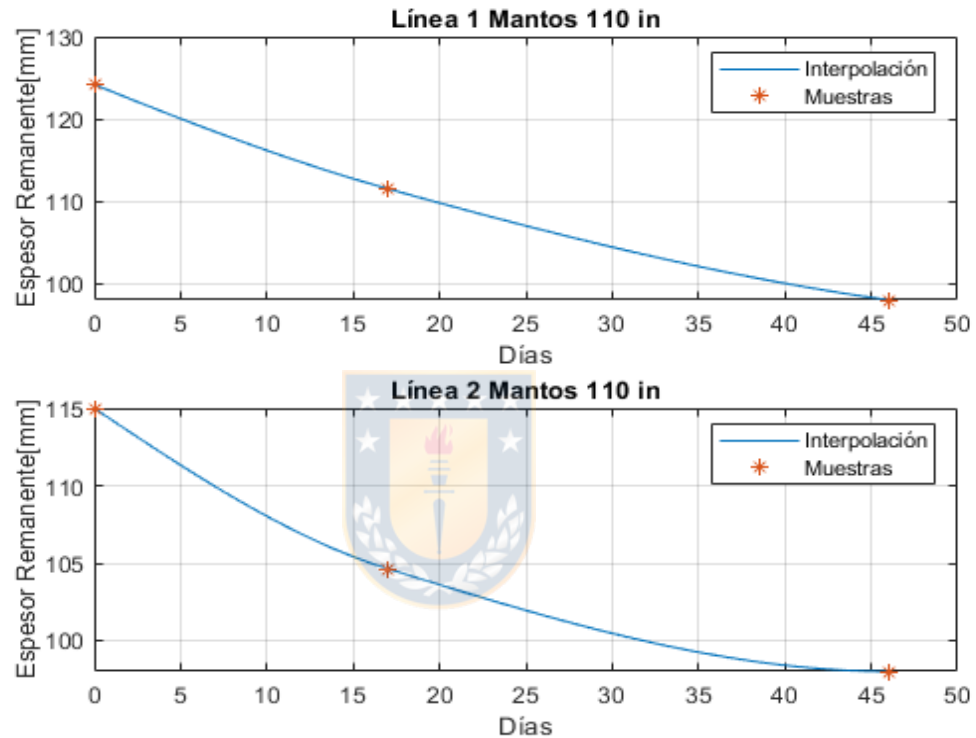


Figura 3-5 Líneas mantos 110 in campaña 3 CR001

Tabla 3-4 Líneas mantos 113 in campaña 3 CR001

<i>Mantos 113 in</i>			<i>Espesor remanente [mm]</i>	
<i>Días</i>	<i>Fecha</i>	<i>N°</i>	<i>L₁</i>	<i>L₂</i>
0	31 – 10 – 2018	4	164,7	133,5
13	13 – 11 – 2018	5	140,2	124,4
30	30 – 11 – 2018	6	119,9	112,6
42	12 – 12 – 2018	7	120,4	109,9

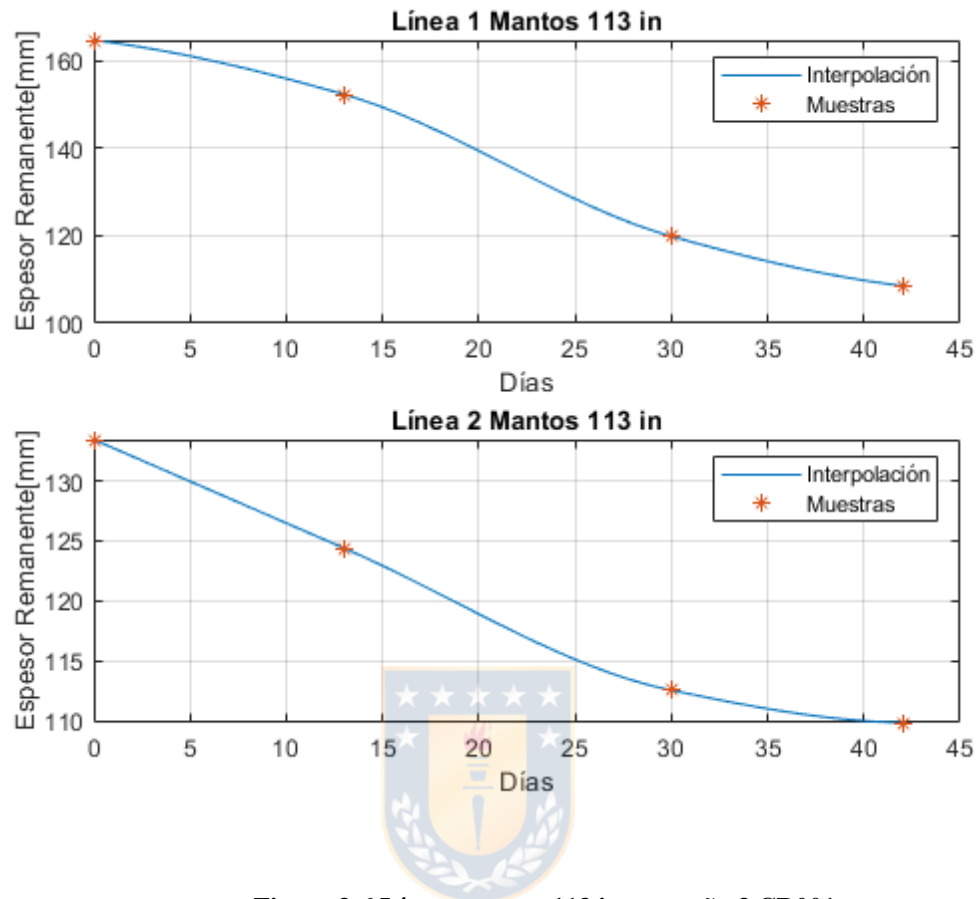


Figura 3-6 Líneas mantos 113 in campaña 3 CR001

Tabla 3-5 Líneas mantos 115 in campaña 3 CR001

<i>Mantos 115 in</i>			<i>Espesor remanente [mm]</i>	
<i>Días</i>	<i>Fecha</i>	<i>N°</i>	<i>L₁</i>	<i>L₂</i>
0	20 – 01 – 2019	8	180,4	145,3
24	13 – 02 – 2019	9	167,7	137,2
57	18 – 03 – 2019	10	145,4	120,8

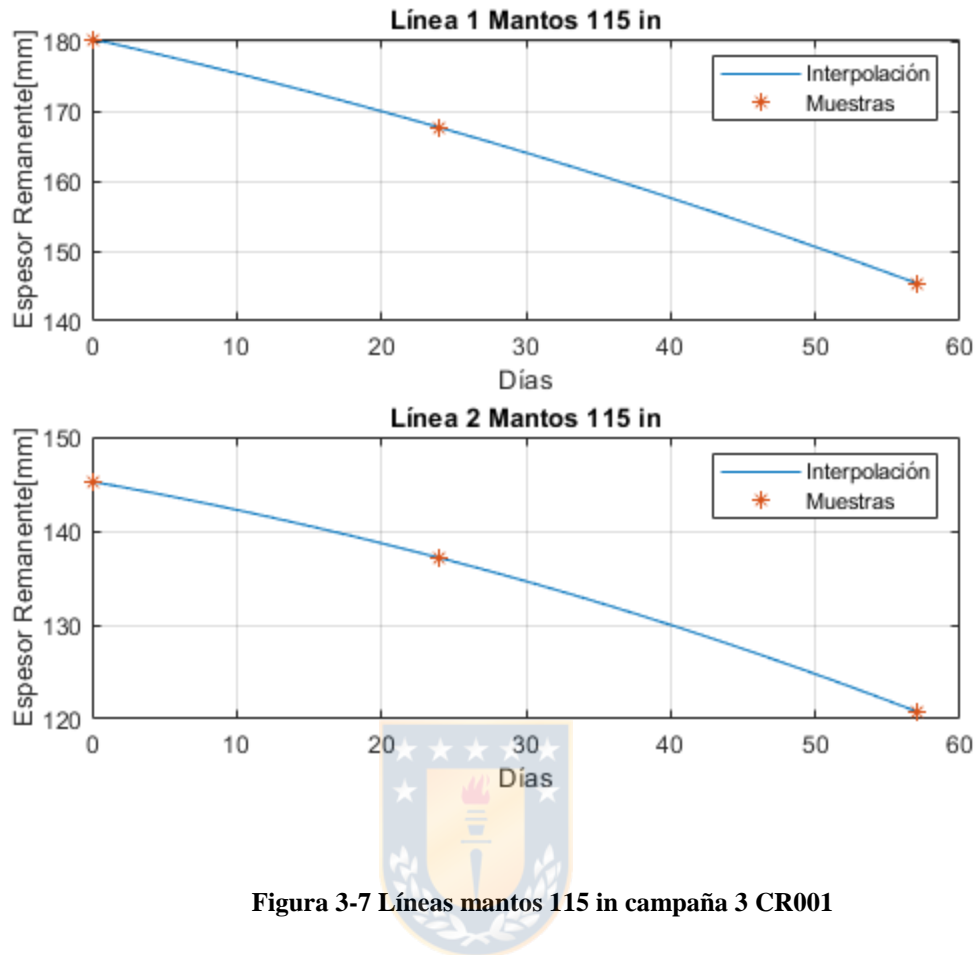


Figura 3-7 Líneas mantos 115 in campaña 3 CR001

En los gráficos de los mantos se puede apreciar que los mantos de 110 y 113 in tienen tendencias similares y el de 115 in tiende a ser lineal. Esto se aprecia también en las demás campañas.

3.2. Variables operacionales.

En la Tabla 3-6 se muestran las variables operacionales más importantes para ambos chancadores.

Tabla 3-6 Variables operacionales importantes.

<i>Descripción variable</i>	<i>U.I.</i>	<i>CR001</i>	<i>CR701</i>
<i>Potencia motor</i>	<i>kW</i>	<i>MN:JICR001</i>	<i>110JICR701A</i>
<i>Presión hidroset</i>	<i>psi</i>	<i>PIT0081A</i>	<i>110PI10081(PV)</i>
<i>Tonelaje por hora</i>	<i>tph</i>	<i>MN:WIT0108</i>	<i>110WI10080</i>
<i>Distribución granulométrica Salida 80%</i>	<i>in</i>	<i>MN:CV – 001.F80(inch)</i>	<i>MN:CV – 701.F80(inch)</i>
<i>Corriente motor</i>	<i>A</i>	<i>MN:IICR001</i>	<i>110IICR701(AVG)</i>
<i>Estado Chancador</i>	<i>{0,1}</i>	<i>MN:HISPPCR001AR</i>	<i>110CR701A(R)</i>
<i>Posición poste</i>	<i>mm</i>	<i>MN:ZIT0016</i>	<i>110ZI10016(PV)</i>

La única variable que mide directamente las propiedades del mineral procesado es la P80. Esta variable indica la distribución granulométrica de salida del chancador que se expresa en pulgadas indicando que el 80 % del mineral procesado tiene una granulometría inferior al valor de P80. Esta será la única integración entre la mina y el proceso chancado; indicando parcialmente el porcentaje de finos.

El procesamiento de las variables consiste en sacar los tiempos muertos, es decir cuando el chancador está esperando por un camión ($tph \sim 0$) o en mantención (ON/OFF). Luego se saca un promedio cada 120 min efectivos (720 puntos considerando el tiempo base de 10 segundos.). Esto debido a que el desgaste no es una variable instantánea y no tienen sentido realizar la estimación cada 10 segundos. Para el caso del poste se agrega un offset cuando se hace cambio de manto, esto para evitar diente de sierra.

En la Figura 3-8 se muestran las variables operacionales a usar en los modelos.

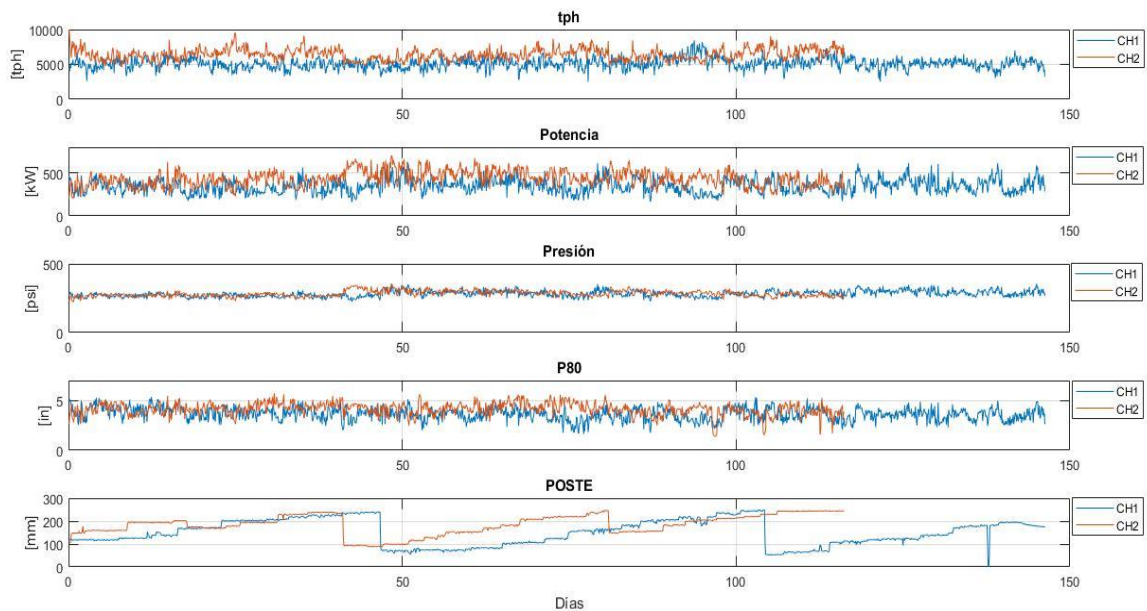


Figura 3-8 Variables operacionales campaña 3 para CH1 & CH2

En la figura anterior se muestran la variable mas importante a utilizar en el modelo. Tonelaje procesado por hora, potencia eléctrica, presión hidrosset, distribución granulométrica P80 y posición poste.

Se puede notar que el chancador 2 procesa mayor mineral que el chancador 1. La potencia del motor tiende a ser mayor debido a lo anterior. Por otro lado, la presión del hidrosset se puede considerar iguales la mayor parte del tiempo, excepto cuando se producen operaciones irregulares.

La distribución granulométrica P80, se pueden considerar estables para los 2 casos. Se puede notar que el chancador número 2 tiende a tener un P80 mayor al del chancador 1, esto es debido a que para esa campaña el chancador uno operaba con un OSS de 8 pulgadas y el chancador 1 con 7.5 pulgadas. En general el P80 del chancador es bajo 5 pulgadas, esto es debido a que la calidad de la tronadura es buena y entrega un P80 alrededor de 5 pulgadas; por lo que el chancador se comporta como un buzón de traspaso.

Con respecto a la posición del poste se puede notar la diferencia en la operación a medida que avanza la campaña. Donde se puede notar que en algunas ocasiones la altura del poste se mantiene constante por un largo tiempo, eso es perjudicial debido a que genera desgaste irregular en los revestimientos a largo plazo.

Capítulo 4. Desarrollo modelo.

En este capítulo se presenta el desarrollo de los modelos que mostraron tener los mejores resultados. Los otros modelos consistían en que se usaban menos entradas, partiendo de uno que solo usaba el tonelaje procesado y la potencia eléctrica, hasta los expuestos acá que utilizan cinco entradas: mineral procesado, potencia eléctrica, presión hidrosset, P80 y posición poste. Además de algunas variantes en el tratamiento de las señales.

4.1. Esquema general.

En la Figura 4-1 se muestra la estructura utilizada de ANFIS, donde las funciones de pertenencias se determinan con el algoritmo subtractive clustering. Este esquema a modo de ejemplo tiene 2 entradas, 2 funciones de pertenencias por entrada y 2 reglas de salida. Cabe destacar que en esta estructura el número de reglas es igual al número de funciones de pertenencias por cada entrada. Las operaciones que se realizan en cada capa son las mostradas en el marco teórico. El número de reglas de modelos se adjuntan en Tabla 4-1 y Tabla 4-2. Estos no son igual para cada modelo.

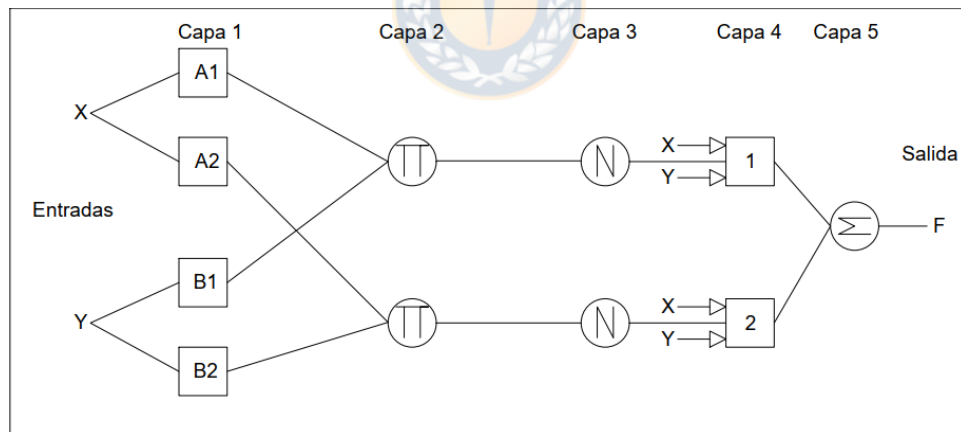


Figura 4-1 Esquema ANFIS con sub clustering, usado en este trabajo.

En la Figura 4-2 se muestra la secuencia de los modelos de mantos por cada campaña de cóncavas, estos están en concordancia con la operación de la planta.

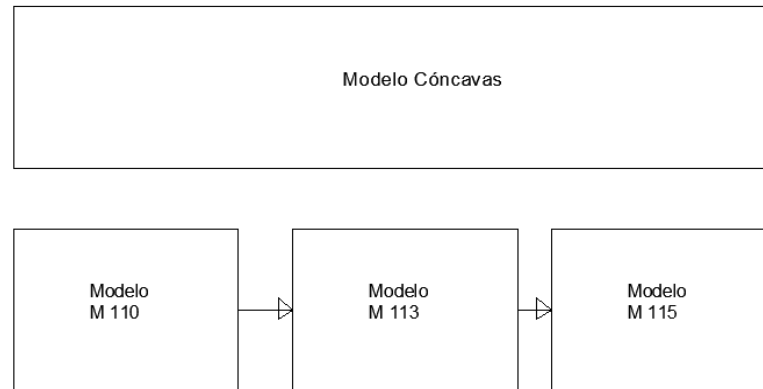


Figura 4-2 Esquema de modelos por campaña

4.2. Metodología.

Para medir la efectividad de los modelos se usan dos indicadores: raíz del error cuadrático medio o error rms (RMSE) y error porcentual absoluto medio (MAPE). Las formas en las cuales se calcula se muestran a continuación:

$$RMSE(mm) = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (Real - Estimado)^2} \quad (4 - 1)$$

$$MAPE(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{Real - Estimado}{Real} \right|}{n} \cdot 100 \quad (4 - 2)$$

Como se ha mostrado en el capítulo el valor 'real' corresponde a la interpolación de puntos discretos, por lo cual se tiene un error de interpolación:

$$f^* = f + e \quad (4 - 3)$$

Donde f^* corresponde a la interpolación, f el valor real (desconocido) y e al error producto de la interpolación. Uno de los problemas que se producen con este tipo de técnicas es el sobreajuste que se produce en el conjunto de entrenamiento que luego genera un gran error e inestabilidad en el conjunto de validación. Es por esto por lo que se debe minimizar el error de interpolación en el conjunto de validación:

$$\min e_v \quad (4 - 4)$$

Para esto se buscan los puntos óptimos que minimicen el error de entrenamiento y validación, como se muestra en las siguientes figuras.

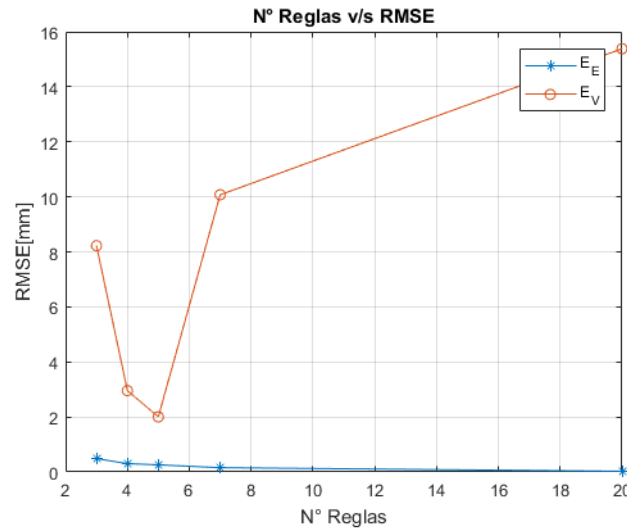


Figura 4-3 Número de reglas vs RMSE

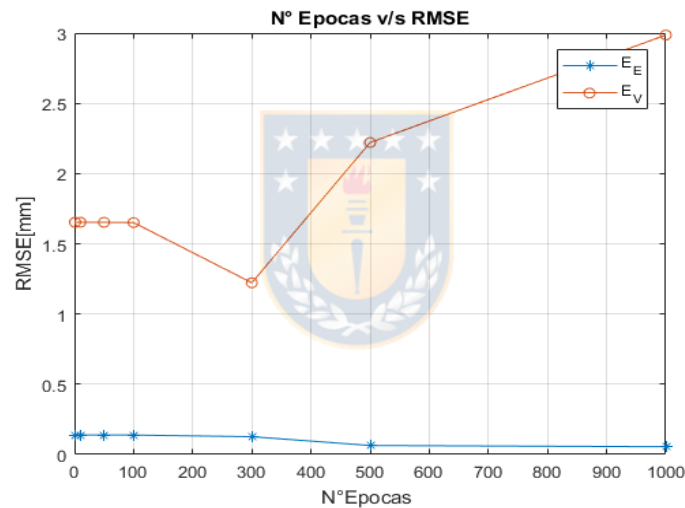


Figura 4-4 Número de épocas vs RMSE

En las figuras anteriores se muestran a modo de ejemplo un óptimo de reglas vs RMSE donde podemos notar que, aunque el modelo aumente su complejidad (número de reglas) no genera mejores resultados luego del punto óptimo, por el contrario, genera sobreajuste. También se muestra el número de épocas vs RMSE para este caso podemos notar que el número de iteraciones en exceso genera sobreajuste y tiene un óptimo al igual que las reglas. Estos criterios se han usado de tal forma de minimizar el error en el conjunto de validación.

4.3. Modelos.

En esta sección se muestran las estructuras de los 2 modelos que entregaron los mejores resultados. Además, se compara con regresión lineal múltiple. Las variables principales utilizadas fueron, toneladas por hora, potencia eléctrica, presión hidrosset, granulometría P80 y posición del poste.

4.3.1 Modelo semi-integral

Este modelo utiliza la estructura mostrada en la sección 4.1 pero con 5 entradas, las funciones de pertenencias y reglas se determinan con el algoritmo subtractive clustering, son desarrollados en el programa Matlab ®. Utiliza como variables de entradas mineral procesado (integral tph), potencia eléctrica, presión hidrosset, granulometría P80 y la integral de la posición del poste considerando el offset para el caso de las cóncavas. Para la última variable se considerar el offset para el caso de las cóncavas. La modelo salida/entrada se muestra en la Figura 4-5. Este modelo se aplica tanto a mantos y cóncavas. Además, con estas mismas entradas se ajusta la regresión múltiple para así poder comparar.

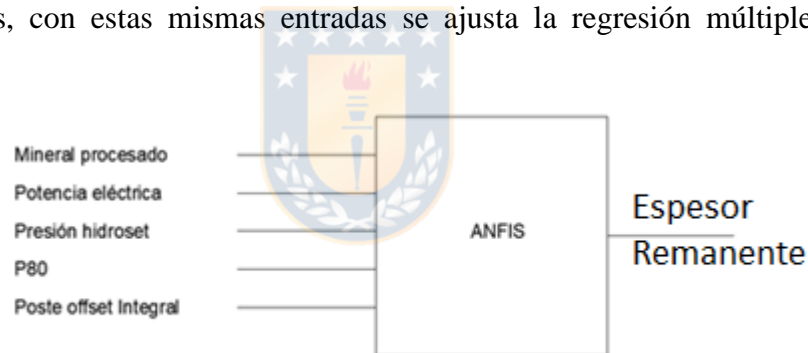


Figura 4-5 Esquema modelo semi integral entrada / salida.

4.3.2 Modelo integral

El modelo integral usa las mismas variables que el anterior, con la diferencia de que todas sus entradas se integran por el método del trapecio de tal forma de reflejar que el desgaste del chancador es acumulativo por lo que depende de los valores anteriores. Además, al hacer la integral se reduce el error con distribución normal, mejorando el desempeño del modelo; por otro lado, el error (RMSE) encontrado con este modelo es menor que el anterior. Otra de las ventajas de este modelo es que el número de reglas es menor, disminuyendo así la complejidad del modelo (Número de parámetros). Al igual que el caso anterior se compara con regresión lineal múltiple.



Figura 4-6 Esquema modelo integral entrada/salida.

4.4. Resultados

En esta sección se exponen los resultados de los modelos para los chancadores. Además de un resumen con la comparación de cada modelo con regresión lineal múltiple.

4.4.1 Chancador 1.

Para el chancador 1 se consideran 3 campañas con las cuales 2 se usan para entrenar el modelo y otra para validar. A continuación, se muestra los resultados de los modelos desarrollados y la comparación con regresión lineal. Se ha seguido la metodología explicada anteriormente en el punto 4.2 y los modelos se han desarrollado en su totalidad en Matlab®.

A. *Modelo Semi-Integral.*

En la figura Figura 4-7 se muestra un ejemplo para el conjunto que se ha usado para entrenar el modelo semi-integral para la línea 2 de las cóncavas. En el se muestra los puntos de desgaste medidos, la interpolación de ellos y los resultados del modelo neuro difuso (ANFIS) y regresión lineal (RL).

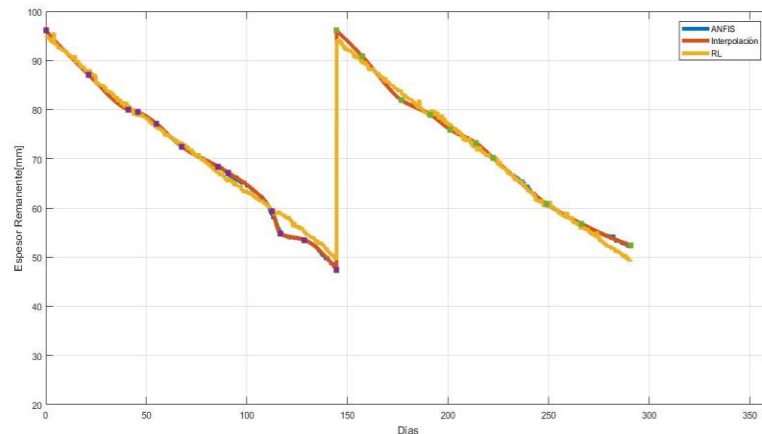


Figura 4-7 Entrenamiento Línea 2 cóncavas CH1 modelo semi-integral.

En Figura 4-8 se ve el resultado de validar el modelo de la línea 2 de cóncavas. Donde se tienen un RMSE de 3.987[mm] para ANFIS versus un 4.286[mm] de RL. Por otro lado, se muestra la distribución del error.

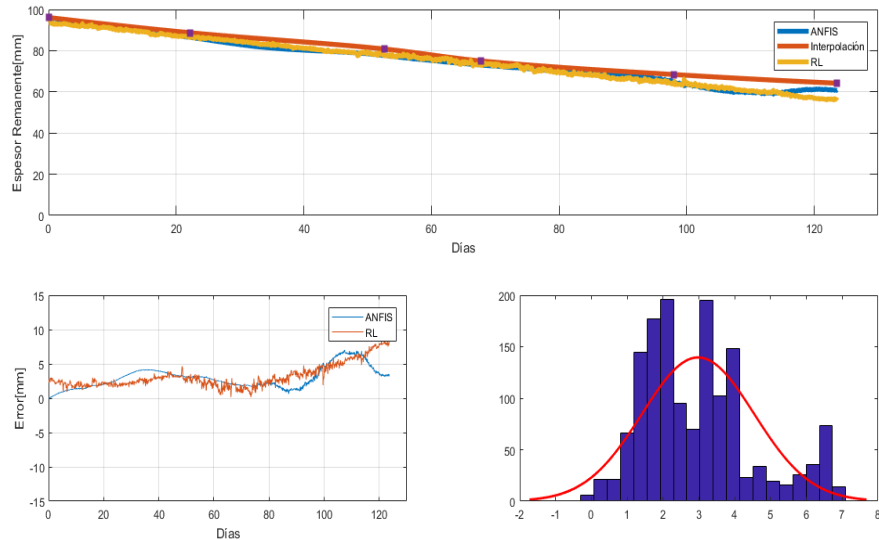


Figura 4-8 Validación línea 2 cóncavas CH1 modelo semi-integral.

En la siguiente tabla se muestra el resumen del modelo semi-integral para las líneas seleccionadas del chancador 1; tanto para las cóncavas y mantos respectivos. Donde se muestra el error de entrenamiento RMSE E y de validación RMSE V, error porcentual de entrenamiento MAPE E y validación MAPE V. Además, se muestra el número de reglas (R) para el modelo difuso (ANFIS).

Tabla 4-1 Resultados modelos semi-integral CH1.

Desgaste		RMSE E[mm]		RMSE V[mm]		MAPE E [%]		MAPE V [%]		Nº R
		ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS
Cónccavas	L1	0,4865	3,1409	5,8605	7,1168	0,4176	3,1262	4,9381	6,3703	8
	L2	0,1818	1,2203	3,3558	3,5888	0,1776	1,4204	3,9877	4,2862	13
Mantos 110	L1	0,0452	0,9307	0,7516	0,9307	0,0312	0,7287	0,5735	1,3586	14
	L2	0,0417	1,4359	1,3876	2,7706	0,0288	1,1554	1,173	2,2146	18
Mantos 113	L1	0,0868	0,8337	3,9181	4,8804	0,0408	0,4319	2,4051	3,1703	9
	L2	0,205	0,678	7,1	7,56	0,0876	0,3074	5,7132	6,4113	8
Mantos 115	L1	1,0069	2,4726	1,6866	4,4815	0,3064	1,1705	0,9171	2,3996	11
	L2	0,5511	1,5532	8,0956	9,623	0,2589	0,9485	6,0919	7,0981	7

Los resultados mostrados en la tabla anterior para los modelos ANFIS y RL, indican un mejor desempeño para el modelo ANFIS versus RL. Por ejemplo, considerando las líneas críticas de las cóncavas (línea 2) ANFIS tiene RMSE V 3,3558 [mm] vs RL 3,5888[mm]. La línea 2 de los mantos corresponde a la crítica al igual que las cóncavas ellas definen el cambio de revestimientos, al igual que en las cóncavas el modelo ANFIS tiene un mejor desempeño que RL con MAPE V 1,173[%], 5,7132[%] y 6,0919[%] para mantos de 110, 113 y 115 in respectivamente.

B. Modelo Integral.

En esta sección se muestran los resultados del modelo integral. En la Figura 4-9 se muestra el conjunto que se ha usado para entrenamiento para la línea 2 de las cóncavas del chancador 1. En ella se muestran los puntos de medida discreto de espesor remanente (puntos), la interpolación, el entrenamiento ANFIS y RL.

De esta figura se puede notar que al realizar la integral de las variables generando una disminución de la variabilidad o ruido, la cual se aprecia claramente en RL al comparar con la Figura 4-7

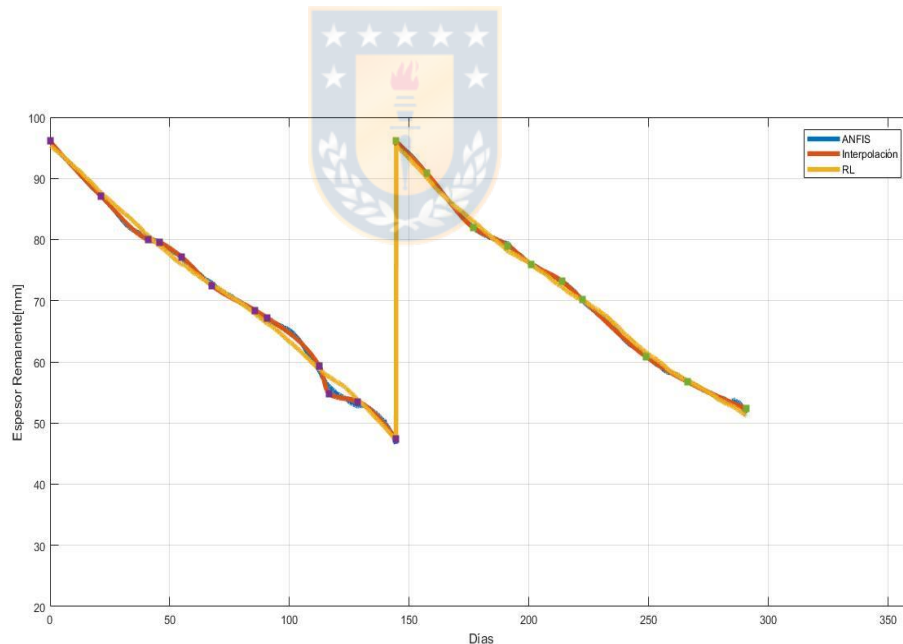


Figura 4-9 Entrenamiento Línea 2 cóncavas CH1 modelo integral.

La Figura 4-10 muestra el resultado de validar el modelo integral, para la línea 2 del chancador 1, con un error de validación RMSE V 2,0[mm] versus 2,4[mm] de RL; se puede notar una ventaja de ANFIS versus RL. Ahora al comprar el modelo ANFIS integral vs semi-integral se puede mostrar una mejora en el error de validación; donde 2,0[mm] y 3,4[mm] respectivamente. Por otro lado, disminuye

el número de reglas de 13 a 5 para el modelo semi-integral e integral respectivamente; con lo que además disminuye la complejidad del modelo.

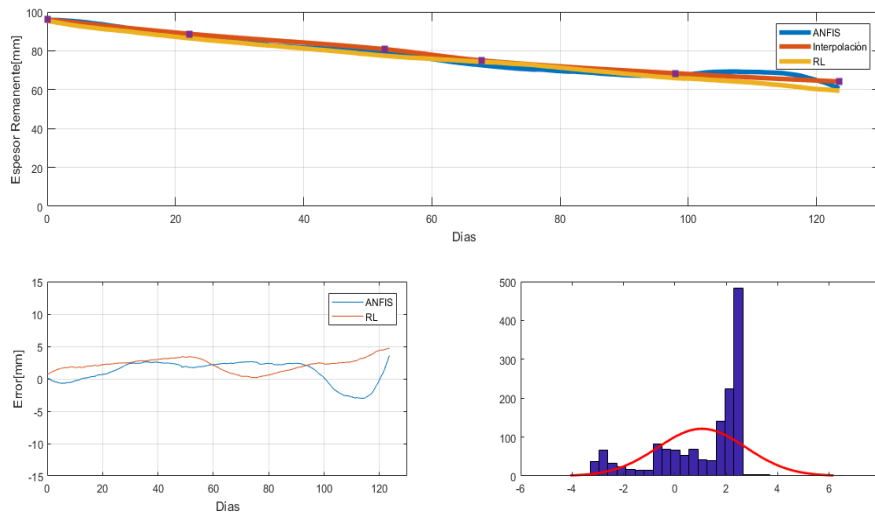


Figura 4-10 Validación línea 2 cóncavas CH1 modelo integral.

La Tabla 4-2 muestra los resultados del modelo integral para el chancador 1. Se puede notar que ANFIS tiene mejor desempeño que RL. La línea que define los cambios de los revestimientos es la 2 para mantos y cóncavas. Es por esto que se consideraran estas líneas para comparar los modelos semi-integral e integral, donde MAPE V [%] para semi-integral es 4.0, 1.2, 5.7 y 6.1 versus 2.4, 0.5, 3.8 y 4.5 se puede notar un mejor desempeño del modelo integral, además de disminuir el número de reglas como se pueden ver en las tablas.

Tabla 4-2 Resultados modelos integral CH1.

Desgaste		RMSE E[mm]		RMSE V[mm]		MAPE E [%]		MAPE V [%]		N° R
		ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS
Cóncavas	L1	0,2809	1,191	5,8417	7,7806	0,2313	1,1443	4,8331	7,0525	4
	L2	0,2586	1	2,0029	2,4059	0,2739	0,9734	2,4117	2,8525	5
Mantos 110	L1	0,1812	1,0110	1,629	2,8621	0,0854	0,688	1,3137	2,2152	3
	L2	0,111	0,98410	0,6108	3,6778	0,07	0,8194	0,4814	2,8261	3
Mantos 113	L1	0,0413	0,37910	2,3107	2,3144	0,0148	0,2001	1,4045	1,4302	4
	L2	0,1018	0,4254	4,6957	4,5033	0,0331	0,2369	3,7719	3,8091	4
Mantos 115	L1	0,4685	2,1369	4,3889	2,7525	0,1254	0,9795	2,4968	1,5247	6
	L2	0,0419	0,5351	6,6092	1,4357	0,0222	0,3209	4,476	1,0062	7

4.4.2 Chancador 2.

En esta sección se presentan los resultados para el chancador número 2, donde se ha seguido la misma metodología que para el chancado 1.

A. *Modelo Semi-Integral.*

En la figura Figura 4-11 se muestra el conjunto de entrenamiento para la línea número 1 de las cóncavas del chancador 2 usando el modelo semi-integral. Al igual que en el caso del chancador 1 se usa regresión lineal múltiple para comparar.

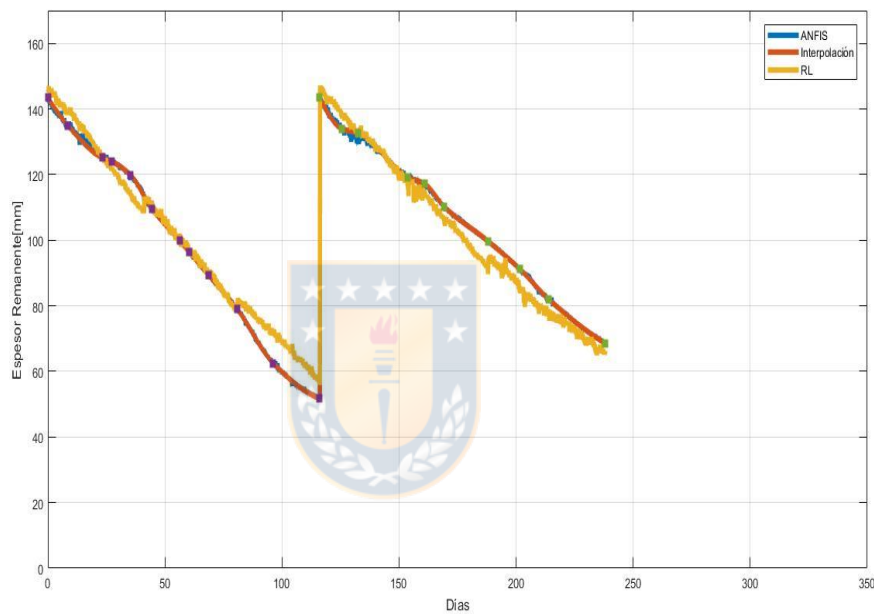


Figura 4-11 Entrenamiento Línea 1 cóncavas CH2 modelo semi-integral.

En el Figura 4-12 se muestra el conjunto de validación del modelo para línea 1 de las cóncavas. Para este caso se elimina una parte de la data aproximadamente día 20, esto debido a que había gran parte de la campaña donde no se tenía registro de medida del faro.

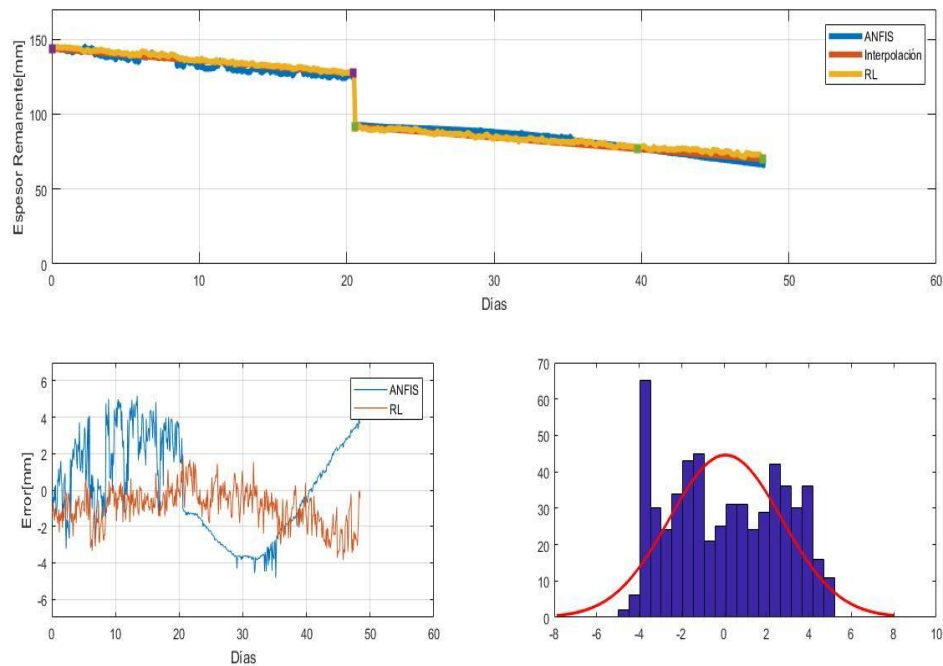


Figura 4-12 Validación línea 1 cóncavas CH2 modelo semi-integral.

En la Tabla 4-3 se muestran los resultados del modelo semi-integral para todas las líneas especificadas de as cóncavas y mantos. Por ejemplo, para la línea 1 expuesta en la figura anterior el RMSE de validación es 2.65[mm] y el MAPE es 2.4[%] con una estructura de 15 reglas difusas. También podemos notar que RL tiene mejores resultados que ANFIS para el caso de la línea 1. Esto no se replica en todas las líneas.

Tabla 4-3 Resultados modelo semi-integral CH2.

Desgaste		RMSE E[mm]		RMSE V[mm]		MAPE E [%]		MAPE V [%]		N° R
		ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	
Cónccavas	L1	0,5278	4,5096	2,6486	1,3591	0,3412	4,3345	2,3989	1,2091	15
	L2	0,5706	2,8802	2,0501	1,4703	0,4205	3,4061	2,0108	1,653	12
Mantos 110	L1	0,0896	0,9649	7,7573	7,8296	0,0575	0,6982	6,6426	6,6916	8
	L2	0,1143	1,1873	3,3717	2,9539	0,0581	0,9672	3,0647	2,6684	10
Mantos 113	L1	0,1871	0,8359	0,9774	3,0696	0,0545	0,424	0,0439	0,2962	9
	L2	0,0449	0,7628	0,5901	2,5202	0,0249	0,4786	0,0192	0,4681	9
Mantos 115	L1	0,0276	3,5034	1,7693	5,6915	0,0116	1,6695	0,8958	2,4438	9
	L2	0,0248	1,1092	0,8371	1,0363	0,0135	0,6615	0,5175	0,5881	9

B. Modelo Integral.

En esta sección se muestran los resultados para el modelo integral del chancador 2. En la Figura 4-13 se muestra el conjunto de validación para la línea 1. Si comparamos con el expuesto en el modelo semi-integral se puede notar que la respuesta del modelo integral tiene menos variabilidad, esto es debido al efecto de la integral que elimina el ruido con distribución normal.

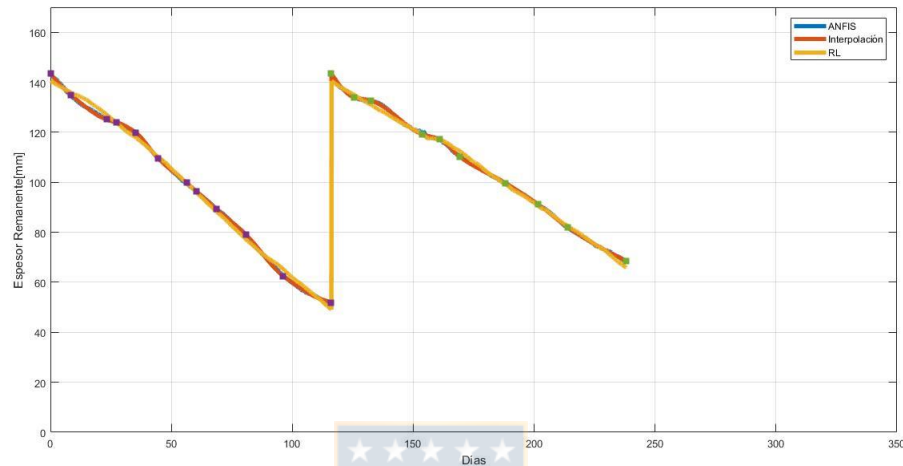


Figura 4-13 Entrenamiento Línea 1 cóncava CH2 modelo integral.

En la Figura 4-14 se muestra el conjunto de validación para la línea 1 del chancador 2. Se puede notar que el ruido disminuye al utilizar la integral de las entradas. El RMSE de validación es $2.47 [mm]$ y el MAPE de validación es $2.2 [%]$. Para el caso de la línea 1 se nota una disminución del MAPE de un 8%, pero lo más importante es que la complejidad del modelo disminuye, es decir el número de reglas pasa de 15 con el modelo semi-integral a 5 con el modelo integral.

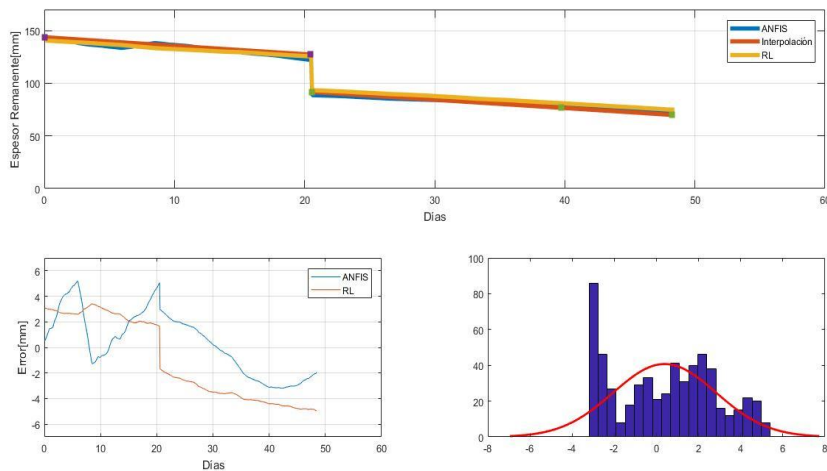


Figura 4-14 Validación línea 1 cóncava CH2 modelo integral.

En la Tabla 4-4 se muestran los resultados para las líneas especificadas del chancador 2, pero ahora usando el modelo integral. En todos los casos disminuye el número de reglas en comparación con el modelo semi-integral, disminuyendo así la complejidad del modelo. Si comparamos la línea 2 de las cóncavas entre los modelos semi-integral e integral tenemos una reducción del MAPE de 31%, esto es una disminución significativa ya que la línea 2 tiene gran importancia debido a que la que define el cambio de revestimiento en el caso de las cóncavas.

Tabla 4-4 Resultados modelo integral CH2

Desgaste		RMSE E[mm]		RMSE V[mm]		MAPE E [%]		MAPE V [%]		N° R
		ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS	RL	ANFIS
Cónovas	L1	0,311	1,3596	2,4751	3,3567	0,2438	1,1547	2,1936	3,5098	5
	L2	0,1266	1.448	1,2223	2,6606	0,1027	1,6211	1,3662	3,5028	8
Mantos 110	L1	0,038	1,0361	7,4504	7,0879	0,0238	0,747	6,3813	6,062	4
	L2	0,1704	0,9073	2,8334	2,6506	0,0895	0,7517	2,5501	2,2488	4
Mantos 113	L1	0,1543	0,7106	4,413	1,9156	0,0432	0,3524	2,5653	1,2975	4
	L2	0,0194	0,4264	1,7279	2,0554	0,0102	0,2801	1,0497	1,6252	6
Mantos 115	L1	0,0415	1,1736	1,0346	4,4548	0,0182	0,5855	0,4411	2,3491	4
	L2	0,0106	0,3214	0,6017	0,5937	0,0061	0,2075	0,3792	0,3307	4

4.5. Proyección campaña.

En esta sección se presenta la proyección del término de campaña.

4.5.1 Tasa desgaste.

La tasa de desgaste se define como cuanto disminuye el espesor remanente del revestimiento a medida que procesa mineral, se calcula como:

$$T_D(n) = \frac{E(0) - E(n)}{\frac{MP(n)}{1e6}} \quad (4 - 5)$$

T_D : Tasa de desgaste estimada $\left[\frac{mm}{MTon} \right]$

E : Espesor remanente estimado [mm]

MP : Mineral procesado [ton]

n : Puntos discretos $\left(\begin{array}{l} n = 1 \Rightarrow 120 [min], \\ n = 0 \text{ implica todas las entradas del modelo nulas (c.i.)} \end{array} \right)$

4.5.2 Proyección

La proyección se realiza de forma lineal, la pendiente de la recta corresponde a la tasa de desgaste. Se consideran 2 pendientes, una total de la campaña (m_1) a la fecha y una de la última semana (m_2) finalmente para la pendiente resultante (m_t) se considera el promedio de ellas. A continuación, se muestra un pseudo algoritmo:

$$\begin{aligned}
 m_1(n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_D(i) \\
 &\text{if } n > 84 \text{ then} \\
 m_2(n) &= \frac{1}{84} \sum_{i=n-84}^n T_D(i) \\
 m_t(n) &= (m_1(n) + m_2(n))/2 \\
 &\text{end_if} \\
 &\text{if } n < 84 \text{ then} \\
 m_t(n) &= m_1(n) \\
 &\text{end_if}
 \end{aligned}$$

Nota: 84 corresponde al número de puntos que cumplen una semana efectiva.

Luego la proyección se muestra

$$E_F(MP_F) = E(0) - m_t(n) \cdot \frac{MP_F}{1e6} \quad (4 - 6)$$

Donde MP_F [ton] corresponde al mineral procesado en el futuro (variable independiente), E_F espesor remanente proyectado para el tonelaje usado. La proyección se hace con las líneas críticas de los revestimientos, línea 2, para mantos y cóncavas.

- Cóncavas.

El espesor remanente de cambio para las cóncavas se define en 40[mm] considerando la línea 2, luego de la ecuación 4 – 6, tenemos:

$$MP_F(n) = \frac{E(0) - 40}{m_t(n)} \cdot 1e6 \quad (4 - 7)$$

- Mantos.

El espesor remanente de cambio para las cóncavas se define en 50[mm] considerando la línea 1, luego de la ecuación 4 – 6, tenemos:

$$MP_F(n) = \frac{E(0) - 50}{m_t(n)} \cdot 1e6 \quad (4 - 8)$$

Los días restantes se estiman con la proyección y la suposición de producción diaria que se hace normalmente en la industria minera. En la Tabla 4-5 se muestra un ejemplo.

Tabla 4-5 Cálculo días restantes.

Mineral procesado (ton-días corrido)	Calculo	Fecha término campaña
80000	$MP_F(n)/80000$	Fecha término campaña
90000	$MP_F(n)/90000$	Fecha término campaña
100000	$MP_F(n)/100000$	Fecha término campaña
El promedio diario de producción de la campaña actual.	$MP_F(n)/promedio_campaña$	Fecha término campaña

En la Figura 4-15 se muestra a modo de ejemplo la proyección cuando lleva un 20%, 50% y 70% de la campaña; también se muestra la estimación ‘real’. El término de la campaña se produce cuando se procesa 17.24[Mton], las proyecciones de termino son 16.27[Mton],16.34[Mton], 16.98[Mton], para 20%, 50 % y 70 % respectivamente. Así los errores de proyección son 5.63%, 5.22% y 1.51%, respectivamente. Considerando una producción diaria de 80000[tpd] tenemos que el error en días corresponde a 12, 11 y 3 días respectivamente.

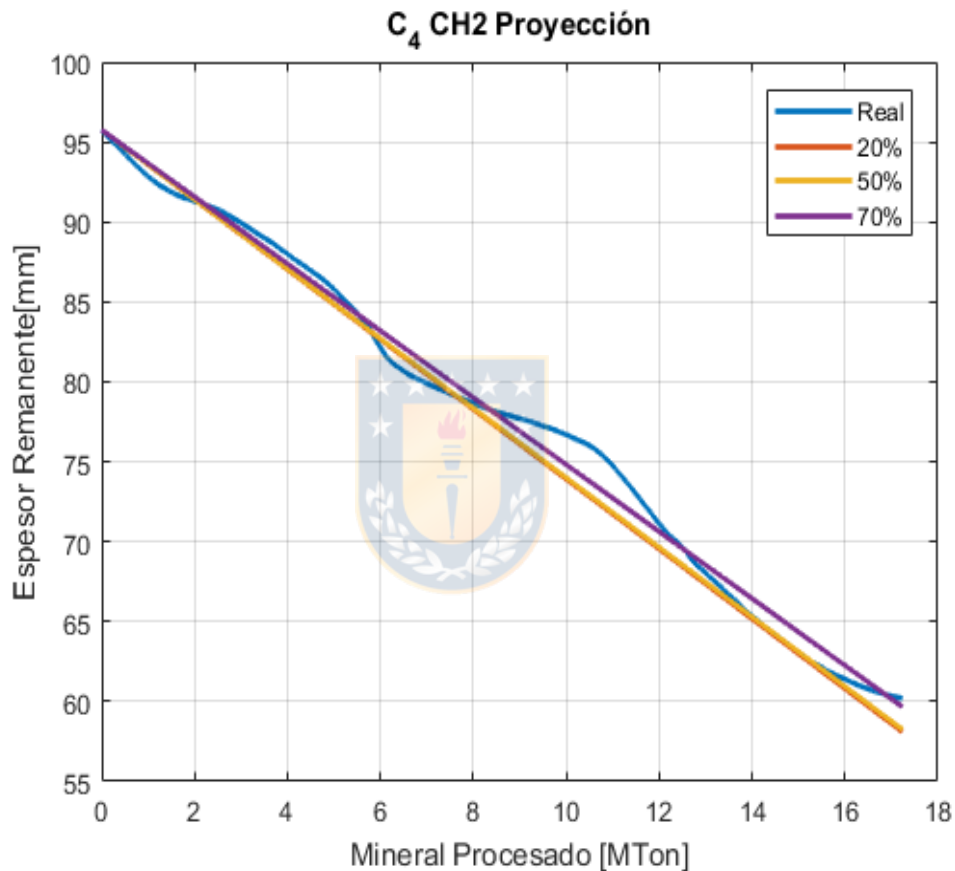


Figura 4-15 Proyección campaña 4 CH2

Capítulo 5. Conclusiones

5.1. Resumen.

Los chancadores primarios son una etapa fundamental para la minería del cobre. Es el proceso que sigue luego de la tronadura; y debido al proceso de chancado los revestimientos del chancador sufren desgaste, lo que define la vida de ellos. La forma tradicional de medir los revestimientos es mediante un láser para lo cual necesariamente el proceso de chancado se debe detener. En esta tesis se presenta un estimador virtual para el espesor remanente de los revestimientos del chancador.

El estimador virtual presentado es neuro-difuso, es decir mezcla la robustez de la lógica difusa y la capacidad de las redes neuronales de aprender de campañas anteriores. Estos modelos han sido aplicados en distintas áreas industriales mostrando su robustez y simplicidad en la implementación tales como: tornos, molinos sag, optimización, control de proceso.

En esta tesis se plantean 2 modelos neuro-difusos, uno semi-integral y otro completamente integral. Además, estos son comparados con su regresión lineal respectiva. De los modelos encontrados se muestra que el modelo integral tiene mejores resultados en comparación con semi-integral y regresión lineal múltiple.

Al considerar la línea crítica de cambio del chancador se aprecia que el modelo integral genera una reducción de 40% con respecto al modelo semi-integral. Además, el modelo integral tiene menor número de reglas, es decir, es más simple que el modelo semi-integral y genera mejores resultados.

El estimador virtual logra que el chancador opere de forma continua generando una disminución aproximada de 7 horas por campaña. Así el estimador va a lograr generar \$US 840,000 extras por campaña.

Además, se realiza una proyección de término de campaña donde se considera la línea crítica para cada chancador y revestimiento. Este considera la tasa de desgaste estimada y el plan diario de producción previamente establecido; como también el promedio diario de la campaña.

5.2. Conclusiones.

- En el proceso de minería los chancadores primarios tienen un rol fundamental para pasar a la etapa de molienda. Es por esto que su operación continua es deseable para asegurar las metas a nivel de compañía. Por cada hora que un chancador primario este sin operar equivalen a \$US 120,000.
- El estimador desarrollado es capaz de indicar el espesor remanente con un error permisible de alrededor de 2.5 a 4 % para las líneas críticas. Esto permite sustituir la medida del faro por el estimador permitiendo así operar continuamente. En una campaña normal se usan en total alrededor de 7 horas para medir el espesor remanente. Luego al implementar el estimador virtual de desgaste se estarían generando \$US 840,000 extras por campaña.
- La modelación neuro-difusa utilizada para estimar el espesor remanente de los chancadores primarios presenta buenos resultados cuando lo comparamos con regresión lineal múltiple.
- Para los modelos neuro-difusos quien presenta los mejores resultados es el modelo integral. Regresión lineal 2 también obtiene mejores resultados que su RL1.
- Al aplicar la integral a las variables de entrada (modelo integral) se logra eliminar el ruido de tipo normal, mejorando así el desempeño del modelo con respecto al modelo semi-integral. Por otro lado, el modelo integral reduce el número de reglas con respecto al semi-integral; generando así menor complejidad del modelo y un mejor desempeño al reducir el error rms.

5.3. Trabajo futuro.

Se proponen los siguientes trabajos futuros:

- Ajuste automático poste: Generar un ajuste automático de la altura del poste de tal forma de mantener el OSS constante y reducir el desgaste irregular de los revestimientos.
- Modelo dureza: relacionar las variables del chancador primario que da cuenta de la dureza del mineral y la fase desde donde viene el camión.
- Inchancable: detectar mediante las variables operacionales: corriente eléctrica, potencia, presión hidrosset. Además, generar un plan de acción para volver a la normalidad que optimice el tiempo.
- Influencia del desgaste: Analizar la influencia del desgaste del revestimiento en la producción y la calidad (P80). Además, ver la relación con las variables operacionales.
- Detectar irregularidades en los revestimientos: como cola de pato, aplanamiento, estancamiento de mineral mediante variables operacionales y generar correcciones.
- Optimización chancado y correas: encontrar el punto óptimo de operación entra chancado y correas de tal forma de maximizar la generación de energía en las correas regenerativas. Sujeto a mantener un stock pile determinado.
- Integrar programas geológicos y PI System: En los programas geológicos se tiene la dureza del mineral por fases, entonces se le puede asignar la dureza a cada camión que va los chancadores y así perfeccionar el modelo de desgaste de los revestimientos de los chancadores.

Bibliografía

- [1] M. Lindqvist y C. Evertsson, «Prediction of worn geometry in cone crushers,» *Minerals Engineering*, vol. 16, nº 12, pp. 1355-1361, 2003.
- [2] M. Lindqvist y C. Evertsson, «Development of wear model for cone crushers,» *WEAR*, vol. 261, nº 3-4, pp. 435-442, 2006.
- [3] L. Ruiyue, S. Boqiang, S. Yanhua y L. Guoguang, «Prediction model for liner wear considering the motion characteristics of material,» *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2018, nº 4, pp. 1-11, 2018.
- [4] B. Wills y J. Finch, «Chapter 6 - Crushers,» de *Wills' mineral processing technology*, Butterworth-Heinemann, 2016, pp. 123-146.
- [5] P. Rosario, R. Hall y D. Maijer, «Liner wear and performance investigation of primary gyratory crushers,» *Minerals Engineering*, vol. 17, nº 11-12, pp. 1241-1254, 2004.
- [6] G. Asbjornsson, E. Hulthén y M. Evertsson, «Modelling and dynamic simulation of gradual performance deterioration of a crushing circuit-including time dependence and wear,» *Minerals Engineering*, vol. 33, pp. 13-19, 2012.
- [7] P. Itavou, M. Vilkkö, A. Jaatinen y K. Viilo, «Dynamic modeling and simulation of cone crushing circuits,» *Minerals Engineering*, Vols. %1 de %243-44, pp. 29-35, 2013.
- [8] J. Andersen y T. Napier-Munn, «The influence of liner condition on cone crusher performance,» *Minerals Engineering*, vol. 3, nº 1-2, pp. 105-116, 1990.
- [9] M. Moshgbar y R. Parkin, «An intelligent distributed system for real-time control of cone crushers,» *Microprocessors and Microsystems*, vol. 18, nº 7, pp. 377-383, 1994.
- [10] Y. Ma, X. Fan y Q. He, «Prediction of cone crusher performance considering liner wear,» *Applied Sciences*, vol. 6, nº 404, pp. 1-13, 2016.
- [11] M. Moshgbar, R. Bearman y R. Parkin, «Optimum control of cone crushers utilizing an adaptive strategy for wear compensation,» *Minerals Engineering*, vol. 8, nº 4/5, pp. 367-376, 1995.

- [12] J. Quist, J. Franke y M. Evertsson, «The effect of liner wear on gyratory crushing-a dem case study,» *International computational modelling symposium*, vol. 3, n° 1, pp. 1-14, 2011.
- [13] S. V. Godoy, «Informe de memoria de título para Ingeniero Civil Mecánico 'Herramienta computacional basada en un modelo predictivo para la determinación del desgaste en revestimientos de un chancador primario tipo giratorio' », 2016.
- [14] C.-T. Lin y G. Lee, *Neural fuzzy systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*, New Jersey: Prentice-Hall, 1996.
- [15] J.-S. Roger Jang, «ANFIS: Adaptive-Network based fuzzy inference system,» *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, n° 3, pp. 665-685, 1993.
- [16] J.-S. Roger Jang y C.-T. Sun, «Neuro-Fuzzy modeling and control,» *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, n° 3, pp. 378-406, 1995.
- [17] J. Vieira, F. Dias y A. Mota, «Comparison between artificial neural networks and neuro-fuzzy systems in modelling and control: a case study,» *Intelligent Components and Instruments for Control Applications*, vol. 36, n° 12, pp. 249-255, 2003.
- [18] A. Bahar, E. Guner, C. Ozgen y U. Halici, «Design of state estimators for inferential control of an industrial distillation column,» *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*, pp. 1112-1115, 2006.
- [19] V. Vladareanu, L. Capitanu y L. Vladareanu, «Neuro-fuzzy modelling of the metallic surface characterization on linear dry contact between plastic material reinforced with SGF and alloyed steel,» *Materials*, vol. 11, n° 7, pp. 1-21, 2018.
- [20] R. Karim, F. Dilwar y R. Siddique, «Predictive modeling of surface roughness in MQL assisted turning of SIC-AI alloy composites using artificial neural network and adaptive neuro fuzzy inference system,» *Journal of Advanced Research in Manufacturing, Material Science & Metallurgical Engineering*, vol. 5, n° 3, pp. 12-28, 2018.
- [21] A. Kayabasi y A. Akdagli, «A comparative study on ANN, ANFIS and SVM methods for computing resonant frequency of a-shaped compact microstrip antennas,» *International Journal of Electronics and Communication Engineering*, vol. 9, n° 8, pp. 757-763, 2015.

- [22] M. Okwu y O. Adetunji, «A comparative study of artificial neural network (ANN) and adaptative neuro-fuzzy inference system (ANFIS) models in distribution with nondeterministic inputs,» *International Journal of Engineering Business Management* , vol. 10, pp. 1-17, 2018.
- [23] B. Sredanovic y D. Cica, «Comparative study of ANN and ANFIS prediction models for turning process in different cooling and lubricating conditions,» *SAE Int. J. Mater. Manf*, vol. 8, n° 2, pp. 586-591, 2015.
- [24] O. Quilodrán y A. Valenzuela, «Estimation of lifters wear in ball and sag mills using neuro-fuzzy modeling,» *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*, pp. 1-7, 2018.
- [25] M. Moshgbar, R. Parkin y R. Bearman, «The application of KBS for automatic control of cone crushers,» *IEEE System Engineering for Real-Time applications* , pp. 172-177, 1993.

