

**DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA PARA REDUCIR EL EFECTO FLICKER
GENERADO POR UN HORNO DE ARCO ELÉCTRICO**

JESSER JAMES MARULANDA DURANGO

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
PEREIRA
2013**

**DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA PARA REDUCIR EL EFECTO FLICKER
GENERADO POR UN HORNO DE ARCO ELÉCTRICO**

JESSER JAMES MARULANDA DURANGO

Trabajo de grado para optar al título de M.Sc. en Ingeniería Eléctrica

Director:

M.Sc. ALFONSO ÁLZATE GÓMEZ

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
PEREIRA
2013**

Índice general

Índice de figuras	III
Lista de tablas	VII
Lista de algoritmos	IX
Resumen	XI
Abstract	XIII
Agradecimientos	XVII
1. Introducción	19
1.1. Justificación	19
1.2. Planteamiento del problema	19
1.3. Objetivos	20
1.3.1. Objetivo General	20
1.3.2. Objetivos Específicos	20
1.4. Metodología	21
1.5. Trabajos anteriores	23
1.5.1. Trabajos previos en modelos de hornos de arco eléctrico	23
1.5.2. Trabajos previos en calibración de parámetros en modelos de hornos de arco	24
1.5.3. Trabajos previos en compensadores aplicados en cargas con hornos de arco	25
1.6. Contribuciones	26
1.7. Artículos publicados resultado de la investigación	26
1.8. Estructura de la tesis	28
2. Modelo del Horno de Arco	29
2.1. Introducción	29
2.2. El fenómeno del arco eléctrico	29
2.3. Operación del horno de arco de CA	31
2.4. Circuito eléctrico del horno de arco	32
2.5. Modelado del horno de arco	33
2.5.1. Comportamiento determinista del arco eléctrico	35

2.5.2. Dinámica del arco eléctrico	35
3. Calibración de Parámetros	39
3.1. Introducción	39
3.2. Base de datos	39
3.3. Calibración de los parámetros k_1 , k_2 y k_3	40
3.3.1. Ecuación lineal equivalente	40
3.3.2. Regresión Bayesiana lineal	41
3.3.3. Regularización de Tikhonov	46
3.4. Calibración de los parámetros A , B y C	49
3.4.1. El método de muestreo de <i>latin hypercube</i>	49
3.4.2. Red neuronal	50
3.4.3. Máquina de soporte vectorial con múltiples salidas.....	55
4. Reducción del PST usando un D-StatCom.....	61
4.1. Introducción	61
4.2. Principales elementos del D-StatCom.....	61
4.3. Sistema de control.....	62
4.3.1. Generación de las corrientes de referencia.....	64
4.3.2. Circuito limitador de la corriente inyectada por el D-StatCom	68
4.3.3. Cálculo de I_v a través de un control PI del voltaje CD del inversor.....	69
4.3.4. PWM usando banda adaptiva de histéresis.....	72
4.4. Elementos del circuito de potencia.....	76
4.4.1. Inversor fuente de voltaje VSI	76
4.4.2. Dimensionamiento del condensador	77
4.4.3. Interfaz inductiva para la conexión a la red de potencia	79
5. Resultados.....	81
5.1. Calibración de los parámetros k_1 , k_2 y k_3	81
5.1.1. Regresión Bayesiana lineal	81
5.1.2. Regularización de Tikhonov	86
5.1.3. Máxima verosimilitud	86
5.1.4. Comparación de resultados.....	88
5.2. Calibración de los parámetros A , B y C	89
5.2.1. Red neuronal	90
5.2.2. Máquina de soporte vectorial de múltiples salidas.....	94
5.2.3. Comparación de resultados.....	98
5.3. Efectos del D-StatCom sobre el sistema de potencia	99
6. Consideraciones finales.....	107
6.1. Conclusiones.....	107
6.2. Trabajos futuros.....	108
7. Bibliografía.....	109

Índice de figuras

Figura 2-1. Curvas típicas de voltaje y corriente de un arco eléctrico producido por una corriente alterna [24].	30
Figura 2-2. Proceso de fusión de un horno de arco eléctrico [25].	31
Figura 2-3. Diagrama unifilar del circuito eléctrico del horno de arco.	32
Figura 2-4. Solución en diagrama de bloques de la ecuación diferencial no lineal (2.3).	35
Figura 2-5. Diagrama de bloques para obtener el voltaje dinámico del arco eléctrico v .	36
Figura 2-6. Circuito no lineal de Chua y característica $i-v$ del diodo de Chua.	36
Figura 2-7. Voltaje en el capacitor C_1 que corresponde a una señal caótica con frecuencia en el intervalo de [12, 20] Hz.	37
Figura 3-1. Representación simplificada de una capa de neuronas [39].	50
Figura 3-2. Red neuronal de dos capas con notación abreviada [39].	51
Figura 3-3. Esquema que permite determinar los pares de entrenamiento de la red neuronal.	54
Figura 4-1. Conexión del D-StatCom, para mitigar las perturbaciones producidas por el horno de arco eléctrico.	62
Figura 4-2. Diagrama de bloques del circuito de control del D-StatCom.	63
Figura 4-3. Transformación de coordenadas $\alpha\beta 0$ a $dq0$.	65
Figura 4-4. Vector de corrientes de línea trifásico del D-StatCom en el sistema de referencia rotatorio $dq0$.	68

Figura 4-5. Diagrama de bloques de la generación de las señales de control.	69
Figura 4-6. Control PI del voltaje de continua del inversor.	70
Figura 4-7. Esquema del control de corriente por banda de histéresis convencional.	72
Figura 4-8. Diagrama de fase del inversor trifásico con condensador repartido conectado al sistema de potencia.	73
Figura 4-9. Formas de onda usando control por banda de histéresis de corriente.	73
Figura 5-1. Corriente del arco en la fase a , real y sintetizada usando funciones base Gaussianas.	81
Figura 5-2. Comportamiento de k_{1n} ($n = a, b, c$) en función de k_3 para cada fase.	82
Figura 5-3. Comportamiento de k_{2n} ($n = a, b, c$) en función de k_3 para cada fase.	82
Figura 5-4. Formas de onda de las corrientes trifásicas reales (a) y simuladas (b) del horno de arco eléctrico.	83
Figura 5-5. Formas de onda de los voltajes reales (a) y simulados (b) en el secundario del transformador T_2	84
Figura 5-6. Comportamiento de las corrientes del arco eléctrico simuladas, usando máxima verosimilitud.	87
Figura 5-7. Voltajes de fase, reales y simulados en el secundario del transformador T_2 de la Figura 2-3, usando máxima verosimilitud.	87
Figura 5-8. Valor promedio del RMSE de los voltajes eficaces del secundario del transformador T_2 en cada ciclo, en función del número de neuronas por capa.	90
Figura 5-9. Valor promedio del RMSE de las corrientes eficaces del arco eléctrico en cada ciclo, en función del número de neuronas por capa.	90
Figura 5-10. Formas de onda, reales (a) y simuladas (b), para las corrientes del arco eléctrico, usando redes neuronales.	91
Figura 5-11. Formas de onda, reales (a) y simulados (b), para los voltaje de fase en el secundario del transformado T_2 de la Figura 2-3, usando redes neuronales.	92
Figura 5-12. Contenido armónico de la corriente del arco eléctrico de la fase a , real y simulado, usando el algoritmo de redes neuronales.	93
Figura 5-13. Formas de onda de las corrientes trifásicas del arco eléctrico, reales (a) y simuladas (b) usando M-SVR.	95

Figura 5-14. Formas de onda de los voltajes en el secundario del transformador T_2 (ver Figura 2-3), reales (a) y simulados (b) usando M-SVR.....	96
Figura 5-15. Contenido armónico de la corriente del arco eléctrico de la fase a , real y simulado, usando M-SVR.	96
Figura 5-16. Filtro paso bajo, para atenuar las componentes de alta frecuencia de las corrientes inyectadas a la red por el D-StatCom.	100
Figura 5-17. Corrientes trifásicas en el secundario del transformador T_1 (Figura 4-1), antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom a la barra de 20 kV.....	101
Figura 5-18. Potencia reactiva instantánea, medida en el secundario del transformador T_1 (Figura 4-1), antes (a) y después de la conexión del D-StatCom....	102
Figura 5-19. Sensación instantánea de flicker antes (a) y después (b) de conectar el D-StatCom, en los voltajes de la barra de 115 kV.....	103
Figura 5-20. Perfiles de voltaje en pu, en la barra de 115 kV antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom.....	104
Figura 5-21. Voltaje CD del inversor, con una componente promedio cercana a la tensión de referencia.....	105

Lista de tablas

Tabla 3-1. Valores iniciales de los parámetros del modelo del horno de arco.....	54
Tabla 5-1. Parámetros k_1 y k_2 usando regresión Bayesiana lineal.....	83
Tabla 5-2. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando regresión Bayesiana lineal.	85
Tabla 5-3. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando regresión Bayesiana lineal.	85
Tabla 5-4. Parámetros k_1 y k_2 usando regularización de Tikhonov.....	86
Tabla 5-5. Valores iniciales para los parámetros k_1 , k_2 y k_3	86
Tabla 5-6. Valores obtenidos para k_1 , k_2 y k_3 usando máxima verosimilitud.	87
Tabla 5-7. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando máxima verosimilitud.	88
Tabla 5-8. Valores eficaces de los voltajes del arco eléctrico reales y simulados, en cada ciclo y valor del RMSE, usando máxima verosimilitud.	88
Tabla 5-9. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las señales de voltaje de fase.....	89
Tabla 5-10. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las corrientes del arco.....	89
Tabla 5-11. Resultados obtenidos para los índices de modulación de amplitud A , B , C y las frecuencias por fase, usando redes neuronales.	91
Tabla 5-12. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando redes neuronales.....	93

Tabla 5-13. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando redes neuronales.....	93
Tabla 5-14. Resultados obtenidos para los índices de modulación de amplitud <i>A, B, C</i> y las frecuencias por fase, usando M-SVR.	94
Tabla 5-15. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando M-SVR.	97
Tabla 5-16. Valores eficaces de los voltajes del arco eléctrico reales y simulados, en cada ciclo y valor del RMSE, usando M-SVR.	97
Tabla 5-17. Comparación del RMSEi en seis ciclos del valor eficaz de las corrientes del arco eléctrico.	98
Tabla 5-18. Comparación del IFL promedio de las corrientes del arco eléctrico.....	98
Tabla 5-19. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las señales de voltaje de fase.....	99
Tabla 5-20. Comparación del PST de los voltajes de fase de la barra de 115 kV antes y después de la conexión del D-StatCom.....	103
Tabla 5-21. Comparación del THD promedio, de las corrientes de línea en la barra de 115 kV antes y después de la conexión del D-StatCom.....	104

Lista de algoritmos

Algoritmo 1. Regresión Bayesiana lineal para calibrar los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno de arco.....	44
Algoritmo 2. Regresión de Tikhonov aplicada al ajuste de los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno de arco.....	49
Algoritmo 3. Inversión de redes neuronales feedforward.....	53
Algoritmo 4. Búsqueda en línea para determinar β^j	58
Algoritmo 5. Regresión multidimensional basado en máquinas de soporte vectorial, aplicada al ajuste de los parámetros A , B , y C del modelo del horno de arco.	60

Resumen

Este documento presenta un modelo de horno de arco considerando la naturaleza no-lineal y altamente variable que exhibe este tipo de carga. A partir de la ecuación diferencial no lineal que describe la característica voltaje – corriente del arco eléctrico, se establecen fluctuaciones en el dominio del tiempo de la longitud del arco, suponiendo variaciones periódicas, aleatorias y caóticas simultáneamente. El modelo se desarrolla en el software de simulación Simulink™ de MATLAB® usando una configuración típica para el circuito eléctrico de potencia. Los parámetros del modelo se dividen en dos grupos: deterministas y dinámicos.

Se muestra el procedimiento de calibración de los parámetros del modelo usando diferentes enfoques. Inicialmente, se calibran los parámetros deterministas y luego los dinámicos. Se presentan tres métodos diferentes para calibrar los parámetros deterministas: regresión Bayesiana lineal, máxima verosimilitud y regularización de Tikhonov. Para calibrar los parámetros de la fase dinámica se utilizan dos enfoques: redes neuronales y máquinas de soporte vectorial. La red neuronal se utiliza como emulador del modelo, la cual ha sido entrenada con datos de simulación obtenidos del modelo del horno implementado en el entorno Simulink™. Una vez entrenada la red, los parámetros de interés se obtienen resolviendo un problema inverso. La máquina de soporte vectorial se utiliza para resolver el problema de regresión en el caso de múltiples salidas. Luego de obtener el modelo de regresión multidimensional del modelo del horno de arco usando datos generados en simulación, los parámetros del modelo se obtienen resolviendo el problema inverso tomando como entradas las señales reales. Al final, se muestra una comparación de resultados obtenidos con las técnicas utilizadas.

La validación de los resultados obtenidos se realiza simulando el modelo con los parámetros estimados para luego comparar estos con mediciones reales. Se ha utilizado un medidor de flicker que cumple con el estándar CEI IEC 61000-4-15 para determinar la sensación instantánea de flicker (IFL) de las fluctuaciones presentes en las formas de ondas reales y simuladas de las corrientes del arco eléctrico. Adicionalmente, se presenta en una gráfica el contenido armónico real y simulado de las corrientes de fase generadas en el horno. Los valores de PST se han determinado conforme a las

especificaciones del estándar IEC-61000-4-15. Los resultados obtenidos con este modelo son comparados con mediciones reales de voltaje y corriente.

Se utiliza un D-StatCom para mitigar los problemas de calidad de energía originados por el horno de arco. Se presenta el sistema de control que minimiza las variaciones de la potencia reactiva de la carga, refiriendo el sistema trifásico al sistema de ejes en cuadratura $dq0$, donde la corriente de inyección del compensador se controla por una banda adaptiva de histéresis. Se muestran los resultados obtenidos sin y con la conexión del compensador en la instalación para validar el uso del D-StatCom como alternativa de solución.

Abstract

This document presents a model for AC electric arc furnace considering the highly nonlinear and time varying characteristics of this type of load. Using the nonlinear differential equation that describes the voltage – current characteristic, both voltage fluctuations in the time domain and the arc length are established assuming periodic, stochastic and chaotic variations. The model is developed using MATLAB® & Simulink™ with parameters from a typical steel company. The model parameters are divided into two groups: deterministic and dynamic.

Estimation of model parameters is accomplished using different techniques. Initially, the deterministic parameters are calibrated using three different methods: Bayesian linear regression, Tikhonov regularization and maximum likelihood. To calibrate the dynamic parameters two approaches were used: neural network and support vector machines (SVMs). The multilayer neural network is used as an emulator of the electric arc furnace model. The neural network is trained using data obtained from the simulator of the electric arc furnace model implemented in Simulink™. Once the network is trained, the parameters of interest are obtained by solving an inverse problem. The support vector machines were used to solve regression problem in the case of multiple variables. After obtaining the multidimensional regression model of arc furnace using simulation, the model parameters of interest are obtained by solving the inverse problem taking as input the real signals. Finally, a comparison of results obtained with neural networks and SVMs is shown.

A D-StatCom is used to mitigate power quality problems originate from arc furnace. The D-StatCom presented uses a nonlinear control strategy –adaptive hysteresis band– to compensate load reactive power variations. The $dq0$ theory is used to refer the three phase system into a $dq0$ frame to achieve the analysis. The results show the advantage of using the D-StatCom to mitigate power quality issues caused by an electric arc furnace.

A Tomás, Karen y a mi madre

Agradecimientos

A la Universidad Tecnológica de Pereira y a Colciencias, debido a que este trabajo se realizó en el marco del proyecto “Análisis y atenuación de problemas de calidad de energía causados por un horno de arco eléctrico” convenio 467/08 del año 2009.

Al ingeniero Alfonso Álzate Gómez por la oportunidad y confianza depositada para la realización de este trabajo.

Al ingeniero Mauricio Álvarez por su valiosa ayuda en la aplicación de las técnicas de estimación de parámetros.

A los profesores de la Maestría en Ingeniería Eléctrica, por transmitir sus conocimientos y experiencias a mi formación profesional.

A los ingenieros David Mancera, Christian Sepúlveda, Hamilton Peláez, Mauricio Holguín, Jimmy Alexander Romero, Daviler Arias, y todos aquellos que me brindaron su amistad en estos años de estudio.

1. Introducción

1.1. Justificación

El horno de arco eléctrico provee un medio relativamente simple para la fusión de metales, es usado en la producción de aluminio, cobre, plomo, acero de alta pureza y otros metales. Sin embargo, en los sistemas eléctricos de potencia el horno de arco es considerado como el principal causante de fluctuaciones de voltaje, produciendo caídas momentáneas de tensión (i.e. flicker) en el punto de conexión común de la instalación y en otros barrajes aledaños [1]. El flicker puede originar molestias visuales en las instalaciones de iluminación y depende básicamente de dos parámetros, frecuencia y amplitud [2].

Adicionalmente, el horno de arco es una fuente de armónicos y sub-armónicos de voltaje y corriente debido a la naturaleza no lineal del arco eléctrico. Los armónicos son el tipo de perturbación con mayor incidencia en la calidad de la energía eléctrica, estableciendo condiciones indeseables de operación en otros equipos o máquinas en la misma empresa y en otras instalaciones conectadas a través de distintos alimentadores en el mismo sistema de distribución. En consecuencia, diversas organizaciones de carácter técnico han considerado establecer límites a la inyección de armónicos al sistema de potencia y elaborar nuevas normas que permitan mantener una buena calidad en la potencia suministrada, como los estándares norteamericanos IEEE 519-1992 sobre distorsión armónica [3].

Operadores de red y usuarios de este tipo de carga conocen estos inconvenientes y en consecuencia deben generar estrategias para su atenuación, como por ejemplo, el empleo de modelos matemáticos de hornos de arco que permitan predecir los efectos en los índices de calidad de la energía del sistema de distribución que tendrían nuevas acerías, o evaluar el desempeño de equipos mitigadores para acerías ya existentes, de modo que se cumpla la normativa.

1.2. Planteamiento del problema

Los hornos de arco eléctrico vienen siendo utilizados en la industria metalúrgica como la mejor forma de fundir algunos metales. Básicamente operan transformando la

energía eléctrica en calor aplicado a la chatarra o reducido de metal, por lo que el resultado es un tipo de acero limpio y de alta aleación. En los sistemas eléctricos de potencia se caracterizan por ser una carga no lineal, de impedancia variable con altos consumos de potencia activa y reactiva, lo que conlleva a efectos adversos en la calidad de la energía para el sistema eléctrico de distribución al cual se encuentran conectados. Compañías de distribución y usuarios de este tipo de carga conocen los inconvenientes que genera la operación de un horno de arco y en consecuencia deben generar estrategias para su atenuación.

Para esto, se han venido desarrollando tecnologías basadas en electrónica de potencia como alternativas de solución, entre las que se destacan el SVC (SVC – *Static Var Compensator*) y el D-StatCom (D-StatCom – *Distribution Static synchronous Compensator*). El uso del SVC presenta algunas ventajas que lo hacen inefectivo, ya que su respuesta es lenta y pueden generar variaciones en la intensidad luminosa de lámparas fluorescentes [4]. En consecuencia, sistemas de compensación como el D-StatCom se han analizado en los últimos años, debido a que no están constituidos por una estructura rígida y son adecuados para cargas con características variables, como el horno de arco eléctrico.

Un método económico de evaluar el desempeño de sistemas de compensación es a través del uso de un modelo matemático de la carga que permita determinar con alto grado de aproximación su comportamiento. Sin embargo, uno de los principales problemas para el uso adecuado del modelo de un horno de arco consiste en la calibración de los parámetros que hacen parte del modelo. La calibración se define como el procedimiento mediante el cual los resultados del modelo se ajustan a los datos observados mediante la variación de sus parámetros [5]. Usualmente, la calibración se realiza de forma heurística, haciendo de este proceso una tarea compleja con resultados que afectan la precisión del modelo utilizado. Por lo cual, es conveniente utilizar técnicas para calibrar los parámetros del modelo que se ajusten con mínimo error a los datos observados.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Desarrollo de una metodología basada en modelos matemáticos para mitigar el flicker producido por un horno de arco eléctrico.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Implementar en el entorno Simulink™ de MATLAB® un modelo de horno de arco eléctrico de corriente alterna, propuesto en la literatura especializada.
- Desarrollar y aplicar algunas metodologías para calibrar los parámetros de funcionamiento del modelo del horno de arco, usando datos reales.

- Comparar los resultados obtenidos del modelo con formas de onda de voltajes y corrientes reales.
- Reducir el nivel de flicker y contenido armónico usando un D-StatCom, a un nivel inferior al permitido en la norma.
- Sintonizar los elementos del circuito de potencia y del sistema de control de un D-StatCom.

1.4. Metodología

Este trabajo hace parte del proyecto de investigación “Análisis y atenuación de problemas de calidad de energía causados por un horno de arco eléctrico”, realizado por el Grupo de Investigación de Electrónica de Potencia de la Universidad Tecnológica de Pereira con vigencia 2009 – 2010. El trabajo hizo parte de los proyectos seleccionados de la convocatoria 467/08 del convenio Colciencias – Codensa innovación modalidad cofinanciación, en el año 2009. En este proyecto se implementa un modelo de horno de arco eléctrico trifásico junto con un D-StatCom para reducir los índices de calidad de energía como el PST (PST – *Percibility Short Time*) y el THD (THD – *Total Harmonic Distortion*) del horno de arco.

La estructura de este trabajo es teórica, inicialmente se realiza un estudio sobre el estado del arte en modelos matemáticos de hornos de arco. Luego de la selección del modelo, se aplican varias metodologías para calibrar sus parámetros, comparando en cada caso los resultados obtenidos del modelo sintonizado con datos reales. Usando los mejores parámetros del modelo, se toman medidas en el punto de acople común de la carga o PCC (PCC – *Point Common Coupling*) de las variaciones en los voltajes de línea a través del índice de severidad de flicker de corta duración o PST y el contenido armónico de voltajes y corrientes con el índice THD, así como la máxima variación de la potencia reactiva absorbida por la carga. A través de la conexión de un D-StatCom se pretende reducir el PST y el THD en las respectivas señales de voltaje y corriente. Para el D-StatCom es necesario diseñar el circuito de control que determina las consignas de corriente y seleccionar una técnica de conmutación de los dispositivos semiconductores de potencia del D-StatCom.

Para desarrollar el modelo del horno de arco e implementar el D-StatCom se usan programas de amplio reconocimiento tales como MATLAB® y PSCAD™. Las referencias bibliográficas son recopiladas de documentos que abordan el tema de modelos de hornos de arco, identificación de parámetros, sistemas de compensación de potencia reactiva, adicionalmente de artículos de diferentes revistas IEEE, y artículos de la revista Electric Power Systems Research, así como de publicaciones presentadas en congresos.

Se llevan a cabo seis fases metodológicas de acuerdo a los objetivos planteados del proyecto de la siguiente manera:

Fase 1. Recopilación y revisión bibliográfica.

Se recopilan artículos de revistas de la IEEE y de la revista Electric Power Systems Research junto con otros presentados en congresos que describen la operación del horno de arco y la forma de modelarlo. El conocimiento acerca de las técnicas de estimación de parámetros y su aplicación fue adquirido en varios cursos de la Maestría de Ingeniería Eléctrica en la línea de Automática. Para la implementación del D-StatCom se utilizan documentos como tesis de postgrado y artículos de IEEE y Science Direct.

Fase 2. Estudio de diferentes modelos para hornos de arco propuestos en la literatura.

Es necesario hacer una revisión de diferentes formas de modelar un arco eléctrico con el fin de saber cuál de estos modelos es el más adecuado para su implementación de acuerdo a las señales reales que requieren y a las señales reales disponibles para la calibración.

Fase 3. Implementación en el entorno Simulink™ el modelo de horno de arco.

La gran ventaja que se tiene al implementar el modelo del horno de arco en el ambiente de Simulink™ (diagramas de bloque) sobre otros programas como PSCAD™, es la facilidad de simular automáticamente el modelo un gran número de veces, con lo que se puede obtener un conocimiento de las salidas del modelo para múltiples combinaciones aleatorias de los datos de entrada.

Fase 3.1. Utilizar metodologías para calibrar los parámetros del modelo.

Se establecen varias metodologías para calibrar los parámetros del modelo con técnicas matemáticas como regresión Bayesiana lineal, estimación por máxima verosimilitud, regularización de Tikhonov, redes neuronales y máquinas de soporte vectorial de múltiples salidas. Cada una de las metodologías se implementan en MATLAB® usando funciones propias del programa y toolbox especializados.

Fase 3.2. Verificar la validez del modelo con datos de mediciones tomadas en el sitio de alguno ya instalado.

Para validar los parámetros del modelo se utilizan mediciones reales de voltajes de fase y corrientes de línea en el secundario del transformador que energiza los electrodos del horno. La validación del modelo se realiza comparando inicialmente las formas de onda obtenidas con el modelo con las correspondientes señales reales, luego se comparan los valores eficaces de las señales reales y simuladas. Debido a las rápidas variaciones aleatorias de la carga, es conveniente realizar la comparación de la sensación instantánea de flicker o IFL (IFL – *Instantaneous Flicker Level*) de los voltajes de fase.

Fase 4. Cuantificar los indicadores de calidad de energía en el punto de acople de la carga.

Como es bien conocido, los índices de calidad de la energía que más afecta la operación de un horno de arco son el PST y el THD. Para cuantificar el PST se utiliza el flickermeter que se encuentra [6] bajo el estándar IEC-610007 [7]. La medición del THD se realizará a partir de su definición.

Fase 5. Modelar un D-StatCom en PSCAD™ con el fin de atenuar los problemas generados por el horno de arco.

Debido a las ventajas de PSCAD™ sobre Simulink™ en los componentes disponibles para el control del D-StatCom y en particular la notable ventaja del componente PLL (PLL – *Phase Locked Loop*) de la librería CSMF (CSMF – *Continuous System Model Functions*) de PSCAD™ sobre el mismo componente de Simulink™, se implementa el D-StatCom en el software PSCAD™, para esto es necesario implementar el modelo de horno de arco también PSCAD™.

Fase 6. Probar la efectividad del D-StatCom en la reducción de los índices de calidad de energía.

Se toman medidas en el PCC de potencia reactiva, potencia activa, formas de onda de voltajes y corrientes, PST de voltajes y THD de corrientes después de conectar el D-StatCom. Con estos resultados y los obtenidos sin la conexión del D-StatCom se realiza un análisis comparativo.

1.5. Trabajos anteriores

1.5.1. Trabajos previos en modelos de hornos de arco eléctrico

Varios modelos matemáticos se han propuesto para el horno de arco eléctrico. En [8] se modela el arco eléctrico usando una ecuación diferencial no lineal entre el voltaje y la corriente del arco a partir del principio de conservación de la energía, donde la característica simulada voltaje – corriente del arco eléctrico tiene gran similitud con la característica real; sin embargo, este modelo no considera las fluctuaciones de baja frecuencia observadas en las amplitudes reales de las señales de voltaje y corriente.

Un modelo que tiene en cuenta las fluctuaciones en las formas de onda de voltajes y corrientes se presenta en [9], en el cual, usando el modelo de arco eléctrico presentado en [8] se obtienen las formas de onda típicas de voltaje y corriente del arco eléctrico, luego, con el oscilador de Chua se genera una señal caótica de baja frecuencia que se utiliza para modular en amplitud el voltaje del arco eléctrico; los resultados obtenidos del índice de severidad de flicker de corta duración generados con este modelo son mayores a 1.0, donde los parámetros del modelo se asumen conocidos. Cabe mencionar que no solo señales caóticas se han utilizado para reflejar la dinámica del arco eléctrico, otros modelos han sido desarrollados considerando la dinámica de tipo determinista [10] o estocástica [11], [12].

En [13] se presenta un modelo de horno de arco que requiere las formas de onda reales de los voltajes y corrientes del arco eléctrico. El modelo del arco eléctrico consiste en una resistencia de magnitud variable en serie con una inductancia para generar las variaciones en el tiempo de la componente fundamental (60 Hz) de la corriente del arco, además, usando varias fuentes de corriente se inyectan al circuito eléctrico de alimentación del horno algunos armónicos que presenta la corriente del arco real. La magnitud de la resistencia se determina usando la transformada rápida de Fourier de las señales reales de voltajes y corrientes con una ventana de 0.1 segundos, y su valor varía para una nueva transformación de las señales reales. La desventaja de este modelo es que requiere de una cantidad masiva de datos reales.

Un enfoque con un modelo oculto de Markov para modelar el arco eléctrico se presenta en [14]. El modelo requiere muestras aleatorias de las señales reales de voltaje y corriente del arco eléctrico en varios ciclos de funcionamiento, para generar diferentes puntos de operación sobre la curva voltaje – corriente con un valor asociado de probabilidad relacionado con el modelo oculto de Markov. El modelo interactúa con el sistema eléctrico de potencia a través de una fuente de voltaje controlada por corriente. Los efectos sobre el sistema de potencia son cuantificados en el PCC con la distorsión armónica de las corrientes de línea y el índice de severidad de flicker de corta duración de los voltajes. El modelo se valida usando resultados reales.

1.5.2. Trabajos previos en calibración de parámetros en modelos de hornos de arco

En la literatura se muestran artículos donde los parámetros de diversos modelos de hornos de arco se sintonizan de forma heurística, con base en mediciones reales de PST, o con base en las potencias nominales del horno. En [10] los parámetros del modelo del arco eléctrico se asumen conocidos; sin embargo, una metodología con dos técnicas de optimización para estimar los mismos, capaz de incorporar la naturaleza estocástica que exhibe el horno de arco eléctrico, usando un algoritmo genético que se divide en dos fases para adaptar las formas de onda del voltaje y la corriente del arco eléctrico se muestra en [15].

En [12] se presenta un modelo para el arco eléctrico similar al modelo presentado en [13], que consiste en una resistencia variable en serie con una inductancia. El criterio que se utiliza para estimar el rango de variación de la resistencia del arco se basa en curvas que relacionan el factor de potencia de la carga en función de un rango de valores determinado previamente de la resistencia del arco eléctrico y considerando valores típicos que toma el factor de potencia real de este tipo de instalaciones. Los restantes parámetros del modelo se seleccionan de manera heurística. En [16] se utiliza un modelo auto regresivo con el objetivo de generar una secuencia de valores aleatorios equivalentes a unos definidos previamente y que están relacionados con la naturaleza estocástica de la longitud del arco eléctrico. La metodología requiere mediciones reales de voltaje además del toolbox System Identification de MATLAB®.

Un algoritmo para estimar los parámetros del modelo presentado en [9] se muestra en [17], donde se ajustan los parámetros para estimar el PST de una nueva instalación con base en un análisis estadístico de mediciones reales de PST de instalaciones con potencias similares. Una metodología basada en estimación por máxima verosimilitud y datos reales de voltajes y corrientes se utiliza en [18] para estimar algunos de los parámetros del modelo del horno de arco presentado en [19]. Los demás parámetros del modelo se ajustaron de forma heurística con base en las formas de onda instantáneas de las corrientes reales del arco eléctrico. Los parámetros del modelo presentado en [13] se determinan usando la transformada rápida de Fourier de mediciones reales de voltajes y corrientes para determinar la impedancia equivalente del arco eléctrico a un frecuencia de 50 Hz. Sin embargo, la desventaja de esta metodología es que requiere de una cantidad masiva de datos.

1.5.3. Trabajos previos en compensadores aplicados en cargas con hornos de arco

Varias alternativas han sido consideradas para mitigar los impactos generados por la operación de hornos de arco en los sistemas eléctricos de potencia, desde disminuir la potencia consumida por el horno lo cual implica una reducción en la fabricación de acero hasta instalar sistemas de compensación más complejos como el SVC o D-StatCom. En [10], se utilizan inductores en serie con el circuito de alimentación del horno para reducir el PST de los voltajes en el punto de acople de la carga o PCC; sin embargo, la inclusión de estos elementos conllevan a una disminución de la potencia absorbida por el horno, obligando a considerar algunas acciones para evitar esta situación, como el aumento del voltaje del lado secundario del transformador que energiza los electrodos del horno. Los resultados obtenidos en el simulador muestran una reducción significativa (alrededor del 70%) en las variaciones de los voltajes en el PCC, en comparación con el circuito de alimentación sin inductores.

Un sistema de compensación con un SVC implementado en el programa de simulación PSCAD™ se muestra en [17]. El SVC consiste en un sistema trifásico de inductancias controladas por tiristores o TCR (TCR – *Thyristor Controlled Reactor*) en conexión delta, junto con varios filtros pasivos resonantes de segundo orden que inyectan una potencia reactiva de 50 MVar. El SVC se conecta en el lado primario del transformador que energiza los electrodos del horno. Los resultados muestran una reducción del flicker en los voltajes del PCC del 42% luego de conectar el compensador, sin embargo no se alcanza el valor permitido. Con base en las gráficas que se muestran, se observa que la instalación del SVC mejora el factor de potencia de la instalación. Cabe mencionar que no se indican resultados acerca de la distorsión en las formas de onda de las corrientes obtenidas.

En [20] se presentan dos enfoques para reducir el flicker originado por un horno de arco. Como primera alternativa de solución, se considera el aumento de la potencia de corto circuito del sistema usando un transformador de mayor potencia nominal en el circuito eléctrico del horno. Asumiendo que la longitud del arco eléctrico varía de forma sinusoidal, diferentes pruebas se realizan en simulación variando en cada caso

la frecuencia de la dinámica sinusoidal del arco eléctrico. Los resultados obtenidos muestran una máxima reducción del PST de 47%, sin embargo, no se alcanza el máximo permitido. Luego, se considera la compensación con un nuevo transformador y un D-StatCom, que consiste este último en dos inversores trifásicos tipo fuente de voltaje para formar una estructura de 12 pulsos, junto con un sistema de control que minimiza las variaciones de la potencia reactiva consumida por la instalación. Los resultados obtenidos en simulación muestran una reducción considerable en el nivel de flicker de los voltajes instantáneos en el PCC, junto con una reducción de la variación de la potencia reactiva consumida por la instalación.

Una comparación entre el SVC y el D-StatCom se presenta en [21], usando datos reales para simular el horno de arco. Según los resultados obtenidos, se logra una mejor compensación con el D-StatCom, donde el desempeño del SVC ha sido mejorado gracias a un nuevo procedimiento para adquirir las medidas que requiere para su funcionamiento. Las ventajas del D-StatCom sobre el SVC se justifican por el mayor ancho de banda que tiene el sistema de control del D-StatCom comparado con el del SVC; sin embargo, el sistema de control del D-StatCom es más complejo que el del SVC.

Otras variantes para mejorar el desempeño del D-StatCom en cuanto a la capacidad de potencia que pueden controlar han sido analizadas en los últimos años. En [22], se utiliza un prototipo basado en un convertidor multinivel en cascada con IGBTs, para evaluar el comportamiento real del compensador. Un diseño de varios convertidores puente H en serie se presenta en [23], junto con una técnica de control no lineal que además de reducir los niveles de flicker de los voltajes también disminuye su distorsión además de corregir los desbalances presentes en los mismos.

1.6. Contribuciones

Los aportes de esta investigación al estado del arte son los siguientes. Se obtiene un modelo dinámico de un horno de arco eléctrico donde se tienen en cuenta diferentes variaciones en el tiempo para la longitud del arco eléctrico. Se muestran varias técnicas para calibrar los parámetros del modelo con diferentes planteamientos, como máquinas de soporte vectorial de múltiples salidas, redes neuronales, máxima verosimilitud, regularización de Tikhonov y regresión Bayesiana lineal. Por último, se considera una forma de reducir los efectos nocivos a la calidad de la energía a través de un D-StatCom, probando el desempeño del control de corriente por banda adaptiva de histéresis.

1.7. Artículos publicados resultado de la investigación

Alfonso Álzate, Jesser J. Marulanda, "Compensación de armónicos usando la teoría pq y control de corriente basado en histéresis de banda adaptiva", I Congreso Regional de Eléctrica, Electrónica y Sistemas CREES, Barranquilla 2009.

Alfonso Álzate, Jesser J. Marulanda, Andres Escobar, "Control de corriente por banda adaptiva de histéresis en los filtros activos de potencia", Simposio Internacional sobre la calidad de la energía eléctrica SICEL, Manizales 2009.

Alfonso Álzate, Jesser J. Marulanda, Andres Escobar, "Electric arc furnace modeling for power quality analysis", IEEE Conference of the Andean Council ANDESCON, Bogotá 2010.

Alfonso Álzate, Andres Escobar, Jesser J. Marulanda, "Application of a D-StatCom to mitigate arc furnaces power quality problems", IEEE Conference of the Power & Energy Society in Europe PES, Norway 2011.

Alfonso Álzate, Jesser J. Marulanda, "Control de corriente dead-beat para filtros activos de potencia", Edición 51, vol XVII, de la Revista Scientia Et Technica, Universidad Tecnológica de Pereira 2012. ISSN 0122-1701, páginas 8-14.

Jesser J. Marulanda, Alfonso Álzate, "Algoritmo para modulación por vector espacial en 3D para un convertidor trifásico multinivel", Edición 34, vol 16, de la Revista Tecnura, Universidad Distrital Francisco José de Caldas 2012. ISSN 0123-921X, páginas 14-27.

Jesser J. Marulanda, Christian D. Sepúlveda, Mauricio A. Álvarez, "Estimación de los parámetros de un modelo de un horno de arco eléctrico usando máxima verosimilitud", Edición 29, de la revista TecnoLógicas, Instituto Tecnológico Metropolitano 2012. ISSN 0123-7799, páginas 69-89.

Jesser J. Marulanda, Christian D. Sepúlveda, Alfonso Álzate, Mauricio Holguín, "Regularización de Tikhonov para estimar los parámetros de un modelo de un horno de arco", Edición 37, vol 17, de la Revista Tecnura, Universidad Distrital Francisco José de Caldas 2013. ISSN 0123-921X, páginas 41-52.

Carlos A. Henao, Jesser J. Marulanda, Mauricio A. Álvarez, "Calibración de los parámetros de un modelo de horno de arco eléctrico empleando simulación y redes neuronales", Revista EIA, febrero de 2013 (en proceso de publicación).

Jesser J. Marulanda, Mauricio A. Álvarez, Alfonso Álzate, "Uso de regresión Bayesiana lineal para calibrar los parámetros de un modelo de horno de arco", Revista Ciencia e Ingeniería Neogranadina, marzo de 2013 (en proceso de publicación).

Jesser J. Marulanda, Alfonso Álzate, Mauricio Holguín, "Modulación por Vector Espacial aplicada a un Filtro Activo de Potencia", Revista Scientia Et Technica, Universidad Tecnológica de Pereira 2013 (en proceso de publicación).

Jesser J. Marulanda, Mauricio A. Álvarez, Alfonso Álzate, "Regresión multidimensional basada en máquinas de soporte vectorial, para calibrar los parámetros de un modelo de horno de arco" (en preparación).

1.8. Estructura de la tesis

Este documento está dividido de la siguiente manera. En el capítulo 2 se muestra el modelo matemático utilizado para el horno de arco eléctrico considerando los parámetros que se desean calibrar. En el capítulo 3 se describen las técnicas de estimación utilizadas para calibrar los parámetros del modelo del horno de arco. En el capítulo 4 se presenta el D-StatCom, junto con los elementos de potencia y control utilizados. En el capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos y una comparación de los mismos. Finalmente se presentan las conclusiones y futuras líneas de investigación.

2. Modelo del Horno de Arco

2.1. Introducción

El incremento de instalaciones eléctricas que cuentan entre sus cargas con hornos de arco eléctrico, ha venido generando gran interés en las empresas de distribución de energía debido a que esta carga se considera como la más nociva para el sistema de potencia en cuanto a la calidad de potencia se refiere.

En general, el funcionamiento del horno de arco se divide en las fases de fusión y afino. En la etapa de fusión, piezas del material a fundir cortocircuitan continuamente los electrodos del horno ocasionando variaciones en la impedancia equivalente del circuito eléctrico del horno y en consecuencia fluctuaciones aleatorias en las corrientes del circuito. Los efectos continúan y ahora las fluctuaciones de corriente conllevan a variaciones en la potencia reactiva y caídas momentáneas de voltaje o flickers en el barraje de conexión de la carga y en otros barrajes cercanos. En la etapa de refinado, las variaciones de la impedancia del circuito disminuyen causando un menor impacto en el sistema de potencia. Además, como se menciono anteriormente, los hornos de arco eléctrico son conocidos por ser fuentes de armónicas, estableciendo condiciones indeseables de operación en los elementos conectados a la red eléctrica. Por lo tanto, poder modelar el comportamiento de un horno de arco cobra gran importancia para las compañías de distribución (entre otras), en cuanto les permitiría contar con una herramienta computacional para conocer el impacto que podría generar en el sistema de potencia o para diseñar sistemas de compensación como el D-StatCom o el SVC [17].

2.2. El fenómeno del arco eléctrico

Los arcos eléctricos son conductores extremadamente móviles que se desplazan fácilmente bajo los efectos de campos magnéticos y eléctricos. Se manifiestan por una columna gaseosa incandescente según una trayectoria aproximadamente rectilínea entre los electrodos, cuyo núcleo alcanza temperaturas comprendidas entre los 3000° y los 10000° C, según el valor de la corriente [24]. Las superficies de contacto del arco con los electrodos aparecen igualmente incandescentes.

Se requiere de un cebado para el establecimiento del arco. Al poner en contacto los extremos de los electrodos sometidos a voltajes diferentes, circula una corriente suficientemente elevada a través de la resistencia de cortocircuito o la resistencia eléctrica del metal a fundir en el caso de los hornos de arco. Al iniciarse la separación de los electrodos, la densidad de corriente eléctrica aumenta lo que conlleva a un aumento de la temperatura en los extremos de los electrodos, produciéndose un gran campo eléctrico capaz de generar una fuerte emisión de electrones por el electrodo que hace de cátodo. Los electrones emitidos colisionan con las moléculas del dieléctrico y aumentan la energía de las mismas. Cuando se alcanza la energía térmica suficiente las moléculas del dieléctrico se ionizan formando un plasma conductor capaz de asegurar el paso de la corriente eléctrica, aunque los electrodos estén separados y el proceso se vuelve auto sostenido.

Una corriente alterna varía en forma periódica, pasando dos veces por cero durante un ciclo. De acuerdo con la variación de la corriente va alternándose la descarga, es decir, cada electrodo es sucesivamente cátodo y ánodo. Si en un arco alimentado por una corriente alterna se miden la tensión v y la corriente i , se encuentran curvas deformadas que dependen del tipo del medio del arco, del material de los electrodos y de la frecuencia de la corriente [24]. En la parte izquierda de la Figura 2-1 se muestran estas curvas para un arco en aire, con electrodos de carbón y con una frecuencia de 60 Hz.

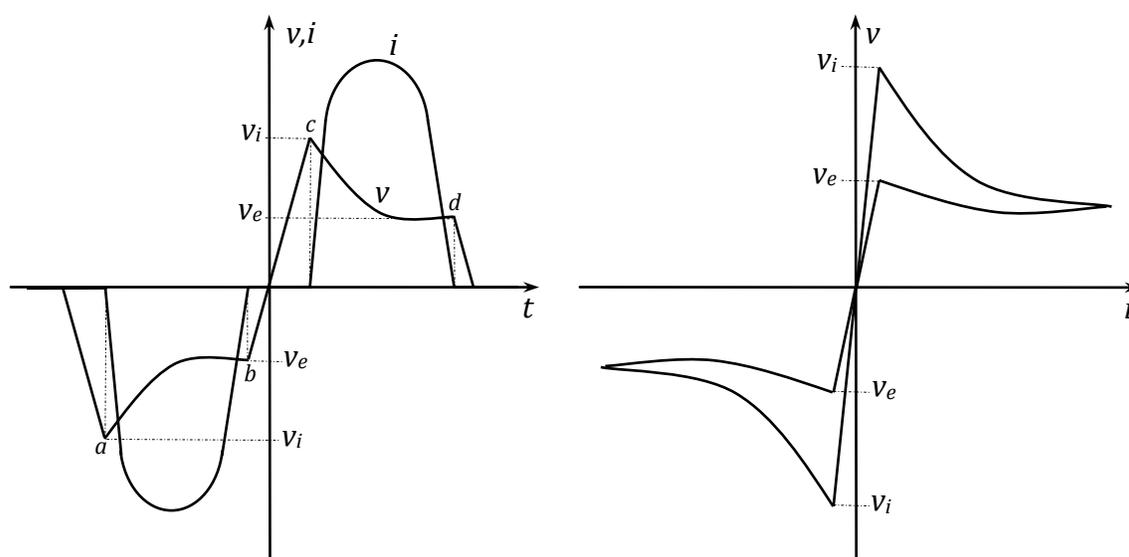


Figura 2-1. Curvas típicas de voltaje y corriente de un arco eléctrico producido por una corriente alterna [24].

La forma del voltaje alterno del arco es similar a una onda cuadrada y la forma de la corriente se asemeja a una señal sinusoidal pero con componentes armónicas, básicamente la tercera, quinta y séptima armónica [19]. En los tiempos a y c se efectúan las descargas y en los puntos b y d se extingue el arco. Durante el intervalo comprendido entre los puntos b y c hay descargas inestables.

El voltaje v_i se conoce como el voltaje de ignición y el voltaje v_e es el voltaje de extinción. Partiendo de estas curvas, puede derivarse la característica voltaje-corriente, como se muestra en la parte derecha de la Figura 2-1.

2.3. Operación del horno de arco de CA

Luego de que el horno es cargado en el interior de la cuba con el material a fundir, los tres electrodos de carbón son bajados hacia la carga la cual completa el circuito eléctrico entre las tres fases, ocasionando intencionalmente un cortocircuito para establecer el arco eléctrico. El calor generado por el arco empieza a fundir el metal y permite el avance de los electrodos perforando el material.

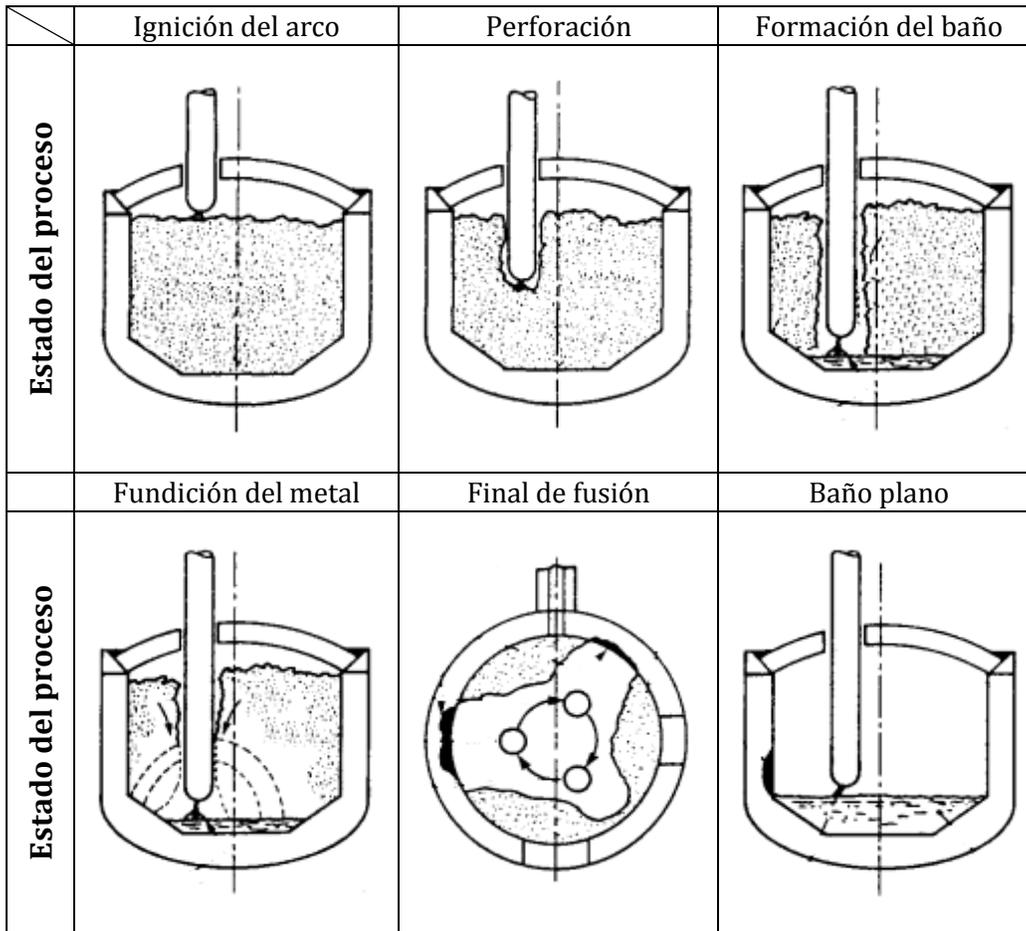


Figura 2-2. Proceso de fusión de un horno de arco eléctrico [25].

Durante esta primera parte de la fusión del acero llamada fase de perforación, el arco eléctrico es fácilmente extinguido por trozos de material sólido que golpean la punta de los electrodos o por el material ya fundido que cae en ellos cuando la cuba del horno es sometida a un balanceo para recomodar el material. Una vez los circuitos de control de posición que tienen cada uno de los electrodos detectan la ausencia de corriente, los electrodos son bajados nuevamente hasta hacer contacto con la chatarra

y de esta manera establecer de nuevo el arco eléctrico. Este proceso de extinción y reinicio del arco eléctrico ocurre una y otra vez de manera aleatoria en la fase de perforación, ocasionando cambios en la impedancia de la carga lo que conlleva a caídas momentáneas de voltaje en el barraje de conexión de la instalación y en otros barrajes cercanos a ellas.

Al final de la perforación, la longitud del arco eléctrico es aumentada incrementando el voltaje secundario del transformador del horno, de esta forma la potencia efectiva entregada a la carga es mayor y la fundición del metal se hace en un menor tiempo aumentando la productividad del proceso. En esta parte de la fusión, las paredes de la cuba son protegidas de la radiación del arco con el mismo material fundente y en hornos de arco modernos se dispone de paneles refrigerados con agua ubicados en la mitad superior de las paredes internas de la cuba, permitiendo largos arcos y por ende grandes consumos de energía al interior del horno por un mayor tiempo.

En la parte final de la fusión de la primera carga, cuando todo el material es casi fundido, la longitud del arco eléctrico es acortada para reducir las pérdidas de calentamiento por radiación y evitar daños en el material refractario de las paredes de la cuba. Esta parte de la fusión se complementa con energía auxiliar procedente de quemadores oxi-gas [25] instalados en las paredes laterales y de lanzas de O_2 que oxidan la chatarra quemando los combustibles que esta contenga. Esta última etapa se caracteriza por un menor impacto en el sistema, respecto a la disminución de las variaciones en la potencia consumida y en el voltaje del barraje del punto de acople común. Al finalizar la fundición de la primera cesta de carga, es posible cargar de nuevo la cuba del horno y repetir la fusión desde la etapa de perforación hasta fundir completamente el metal.

Por último, el metal fundido es llevado a un proceso de afino, conocido también como baño plano, donde la temperatura del material es aumentada por medio de arcos cortos, para ajustar algunas propiedades químicas del producto con la adición de otros compuestos.

2.4. Circuito eléctrico del horno de arco

En la Figura 2-3 se muestra un diagrama unifilar típico de una instalación que cuenta con un horno de arco eléctrico [26].

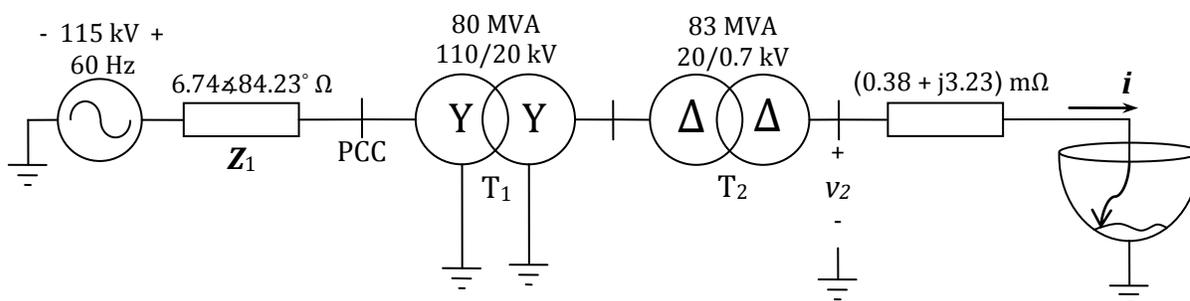


Figura 2-3. Diagrama unifilar del circuito eléctrico del horno de arco.

El circuito consta de los siguientes elementos principales: Una fuente de voltaje trifásica en serie con la impedancia Z_1 que modela la impedancia de corto circuito en el punto de acoplamiento común o PCC, también conocida como impedancia de Thevenin. Un primer transformador T_1 con conexión Y-Y, relación de transformación de 110/20 kV, potencia nominal de 80 MVA e impedancia de cortocircuito de 12.5%. Un segundo transformador T_2 conexión Δ - Δ , relación de transformación de 20/0.7 kV, potencia nominal de 83 MVA e impedancia de cortocircuito de 10.0%. El modelo del circuito de baja tensión que considera los cables de conexión y los electrodos, se representa por una impedancia serie por fase de tipo RL , usando los valores de [26].

La magnitud de Z_1 se ha calculado como se indica en la ecuación (2.1), partiendo de una potencia de cortocircuito S_{cc} de 1795 MVA y un voltaje de línea V_L en el PCC de 110 kV [26].

$$Z_1 = \frac{V_L^2}{S_{cc}}, \quad (2.1)$$

luego, suponiendo una relación X/R de 9.89, se determina el ángulo de Z_1 .

Cabe mencionar que, la reactancia de la impedancia de cortocircuito y los transformadores T_1 y T_2 representan aproximadamente el 25% de la reactancia total del circuito y el 75% restante hace parte de la reactancia del circuito de baja tensión, por lo que la mayor parte del consumo de potencia reactiva se da en el último segmento del circuito. Adicionalmente, la resistencia por fase del arco eléctrico es aproximadamente el 90% de la resistencia total por fase del circuito y el 10% restante se distribuye en los demás componentes de la instalación. Usualmente, se conectan en la barra de 20 kV un filtro pasivo para mitigar el armónico de quinto orden y un banco de condensadores para la corrección del factor de potencia.

2.5. Modelado del horno de arco

Conceptualmente, un modelo de horno de arco intenta simular la naturaleza variable de la longitud del arco. La relación entre el valor eficaz del voltaje del arco eléctrico e y su longitud l está dada por la ecuación (2.2)

$$e = a + bl, \quad (2.2)$$

donde a y b son constantes [12]. De acuerdo con la ecuación (2.2), variaciones en la longitud del arco generan cambios en el valor eficaz de su voltaje. La relación entre el voltaje y la corriente de un arco se presenta en la ecuación (2.4), por lo que se concluye que las rápidas variaciones de las corrientes en un horno de arco durante el tiempo de fusión se deben a los cambios de la longitud del arco, causados principalmente por el ajuste del metal a fundir, fuerzas electromagnéticas y desplazamientos variables de la posición de los electrodos [12].

La naturaleza compleja de este fenómeno no favorece una descripción física para el estudio de la dinámica del arco eléctrico. No obstante, estudios realizados acerca de este fenómeno han sido realizados sobre la base de presunciones deterministas [10] [12], estocásticas [11], [27] y caóticas [9],[28] para simular la dinámica del arco.

Una primera aproximación considera que la longitud del arco eléctrico varía en el tiempo siguiendo una función sinusoidal y con frecuencia en la banda de mayor perceptibilidad de flicker, i.e., [0.5, 25] Hz. Este comportamiento está asociado físicamente con el efecto de ondas de presión sobre la superficie del baño creadas por fuerzas electromagnéticas alrededor de las corrientes del arco, que tienden a crear variaciones en la longitud del arco eléctrico que son de naturaleza sinusoidal [12]. Sin embargo, esta variación es una primera aproximación de la dinámica real de un horno de arco, por lo que es necesario tener en cuenta otras características en el comportamiento que no los refleja el modelo determinista.

La aproximación de la dinámica del arco con un modelo estocástico se ha justificado por la naturaleza intrínseca del proceso para fundir el acero. En el proceso, el arco frecuentemente se extingue y reinicia de manera aleatoria durante el ciclo de fusión. Además, extensas mediciones de potencia activa y reactiva, voltajes y corrientes tomadas en plantas que contienen hornos de arco, han mostrado que las fluctuaciones de voltaje como también las variaciones de potencia reactiva en el PCC, tienen un comportamiento aleatorio [10].

La aproximación del comportamiento que presenta la longitud del arco como un sistema de caos, se fundamenta en los resultados obtenidos al aplicar técnicas de diagnóstico de sistemas con caos a mediciones de corrientes, voltajes y potencias en plantas que tienen hornos de arco. En [1], se presenta un soporte matemático para modelar un horno de arco usando teoría de caos, con base en los resultados obtenidos del cálculo de los exponentes de Lyapunov a las mediciones de las corrientes absorbidas por un horno de arco con potencia nominal de 60 MVA. Otras técnicas de identificación de dinámica caótica se presentan en [28], [29], para soportar el uso de sistemas que presentan caos como el sistema de Lorenz o el de Chua a modelos de hornos de arco.

Con base a lo expuesto anteriormente, se propone un modelo para un horno de arco eléctrico trifásico que tenga en cuenta las aproximaciones descritas anteriormente [19]. El modelo se desarrolla en dos partes, en la primera fase se considera un comportamiento determinista del arco eléctrico que conduce a formas de onda de voltajes y corrientes estacionarias, capturando la naturaleza no lineal del fenómeno del arco eléctrico. En la segunda etapa se modela la naturaleza variable de la longitud del arco a través de la modulación de amplitud del radio del arco con tres señales de baja frecuencia: una señal sinusoidal, una señal caótica generada con el oscilador de Chua y una señal aleatoria con distribución de probabilidad Gaussiana.

2.5.1. Comportamiento determinista del arco eléctrico

La característica voltaje-corriente del arco eléctrico que se muestra en la Figura 2-1, se puede obtener con la siguiente ecuación diferencial no lineal derivada en [8], basada en el principio de conservación de la energía.

$$k_1 r^2 + k_2 r \frac{dr}{dt} = \frac{k_3}{r^2} i^2, \quad (2.3)$$

donde, r es el radio del arco eléctrico, i es la corriente instantánea del arco y k_1 , k_2 y k_3 son parámetros que se relacionan con la potencia eléctrica convertida en calor por el arco. En la Figura 2-4, se muestra en un diagrama de bloques la forma de obtener r tomando como entrada la corriente i .

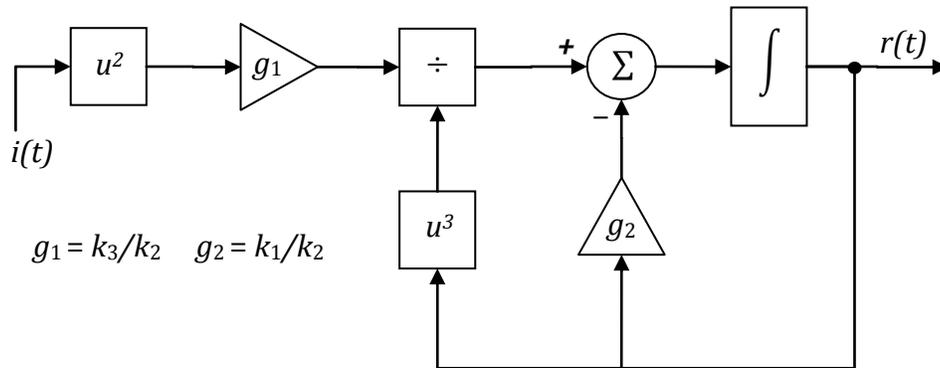


Figura 2-4. Solución en diagrama de bloques de la ecuación diferencial no lineal (2.3).

En el modelo trifásico del horno de arco se debe obtener para cada corriente de línea su respectivo valor de r . Una vez determinado r (por fase), la segunda parte del modelo determina el voltaje dinámico del arco eléctrico.

2.5.2. Dinámica del arco eléctrico

La naturaleza variable de la longitud del arco se refleja en el modelo introduciendo un comportamiento de tipo determinista, aleatorio y caótico a la variable de estado r de forma simultánea. Para esto, se realiza la modulación de amplitud de r con una señal sinusoidal, una señal de naturaleza caótica, y una señal aleatoria con distribución Gaussiana. En la Figura 2-5 se ilustra la implementación en diagrama de bloques de la segunda fase del modelo.

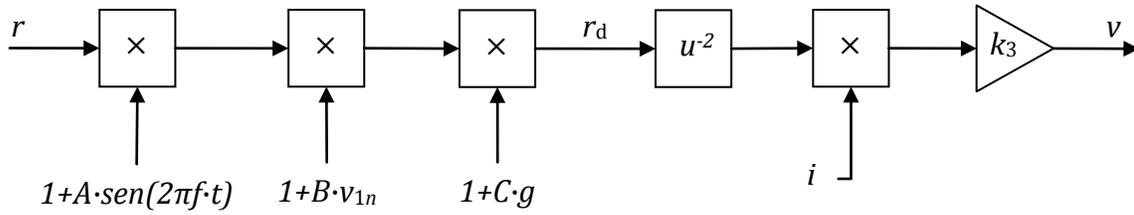


Figura 2-5. Diagrama de bloques para obtener el voltaje dinámico del arco eléctrico v .

En la anterior figura v_{1n} es una señal caótica de baja frecuencia normalizada (de valor máximo igual a uno), generada con el oscilador de Chua [9], y g es una señal aleatoria que tiene una distribución de probabilidad Gaussiana con media cero y desviación estándar C [11]. Las constantes A , B y C representan los índices de modulación de amplitud (por fase) para las tres señales moduladoras. Una vez obtenido r_d , el voltaje dinámico del arco eléctrico por fase v , se determina con la siguiente ecuación [9]

$$v = \frac{k_3}{r_d^2} i. \tag{2.4}$$

El oscilador de Chua se representa con el circuito de la Figura 2-6. El oscilador se implementa usando elementos lineales conectados a un dispositivo no lineal conocido como el diodo de Chua caracterizado por la curva $i_r - v_1$.

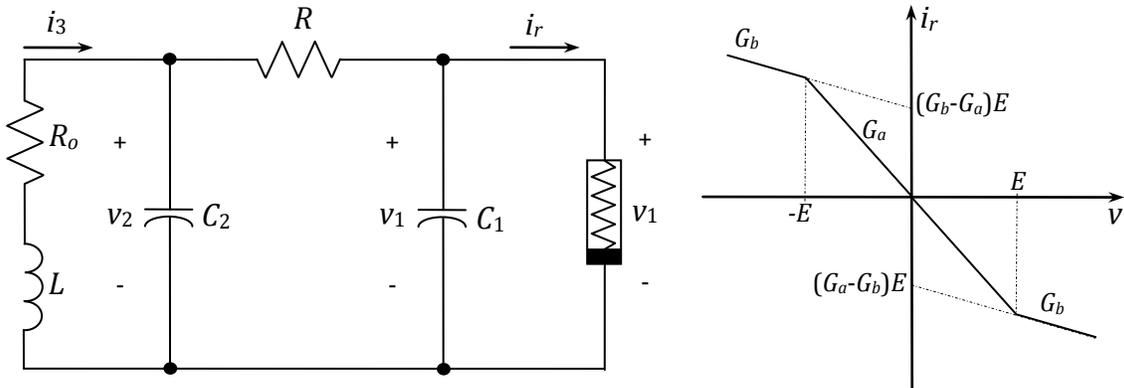


Figura 2-6. Circuito no lineal de Chua y característica $i_r - v_1$ del diodo de Chua.

El circuito es no lineal, autónomo y de tercer orden, que ha servido de prueba para áreas de investigación que involucran procesos de bifurcación y caos. La ecuación (2.5) describe la relación voltaje–corriente en el diodo de Chua,

$$i_r = G_b v_1 + \frac{1}{2} (G_a - G_b) (|v_1 + E| - |v_1 - E|), \tag{2.5}$$

y las ecuaciones que relacionan los elementos lineales se obtienen usando la ley de corriente de Kirchhoff,

$$\begin{aligned}
 L \frac{di_3}{dt} &= -R_o i_3 - v_2, \\
 C_2 \frac{dv_2}{dt} &= i_3 - \frac{1}{R} (v_2 - v_1), \\
 C_1 \frac{dv_1}{dt} &= \frac{1}{R} (v_2 - v_1) - i_r.
 \end{aligned}
 \tag{2.6}$$

Este sistema de ecuaciones resulta de gran ayuda para implementar el oscilador de Chua con diagramas de bloques en programas en donde no es posible especificar las condiciones iniciales a las variables v_1 , v_2 y i_3 . Usando los valores $R_o = 12.5 \Omega$, $L = 3.6$ mH, $C_1 = 2 \mu\text{F}$, $C_2 = 20 \mu\text{F}$, $R = 1.8376 \text{ k}\Omega$, $E = 1 \text{ V}$, $G_a = -757.576 \mu\text{F}$ y $G_b = -409.091 \mu\text{F}$, se obtiene en v_1 una señal caótica de baja frecuencia en el rango [12, 20] Hz, como se muestra en la Figura 2-7.

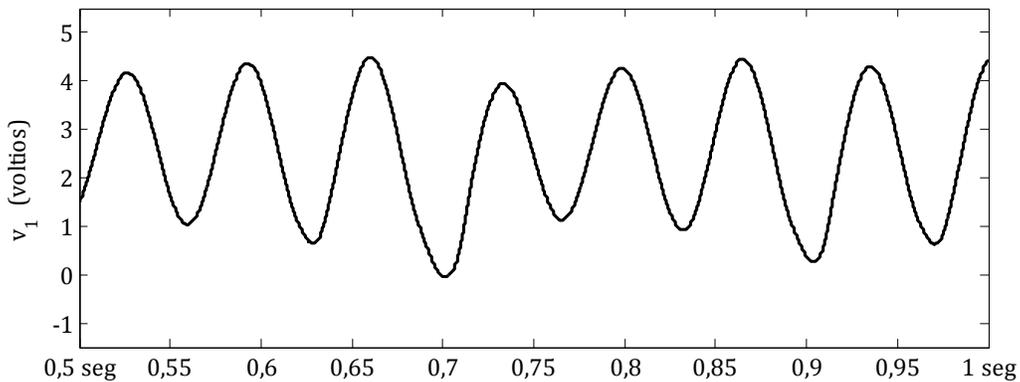


Figura 2-7. Voltaje en el capacitor C_1 que corresponde a una señal caótica con frecuencia en el intervalo de [12, 20] Hz.

La señal v_{1n} que se utiliza en el modelo del horno de arco, corresponde al voltaje v_1 dividido entre su valor máximo. Información más detallada acerca del oscilador de Chua se encuentra [30], [31].

Por último, el modelo del horno de arco es implementado en el entorno Simulink™ de MATLAB® y en PSCAD™. Cabe destacar que hasta el momento no se cuenta con un modelo que describa perfectamente las mediciones observadas, sin embargo estos capturan las características esenciales y la tendencia que presenta este tipo de carga.

3. Calibración de Parámetros

3.1. Introducción

Uno de los problemas que surgen en el empleo de modelos de hornos de arco en la práctica consiste en la calibración de sus parámetros, por ejemplo, los parámetros k_n con $n = \{1, 2, 3\}$, en el modelo de arco eléctrico de la ecuación (2.3). En la literatura se muestran artículos donde los parámetros de diversos modelos de hornos de arco se sintonizan de forma heurística, con base en mediciones reales de PST, o con base en las potencias nominales del horno.

En [16], se presenta una metodología para estimar los parámetros a partir de mediciones reales de voltaje, usando el *toolbox System Identification* de MATLAB®. Un algoritmo para estimar los parámetros del modelo presentado en [9] se muestra en [17], donde se ajustan los parámetros para estimar el PST de una nueva instalación, con base en un análisis estadístico de mediciones reales de PST de instalaciones similares. Un criterio para estimar el rango de variación de la resistencia del arco eléctrico se presenta en [12], con base a curvas que relacionan el factor de potencia de la instalación en función de la resistencia del arco y considerando valores típicos que toma el factor de potencia real en este tipo de instalaciones.

Estos métodos de calibración de parámetros se basan para su funcionamiento en modelos basados en datos, que necesitan de una cantidad masiva de mediciones reales de la planta para la correcta calibración. Este capítulo abarca el objetivo de sintonizar los parámetros del modelo de estructura conocida descrito en el capítulo anterior, que aproxime lo mejor posible un conjunto de señales reales.

3.2. Base de datos

Los datos que se emplean para estimar los parámetros del modelo del horno del arco, fueron usados por [32], y consisten de mediciones de los voltajes de fase en el secundario del transformador T_2 de la Figura 2-3, y las corrientes del arco eléctrico durante 5 ciclos, con una frecuencia de muestreo de 2048 mps (mps - muestras por segundo), tomadas en la fase de fusión del horno. Los datos corresponden a una empresa de fusión de metales que tiene instalado un horno de arco.

3.3. Calibración de los parámetros k_1 , k_2 y k_3

Como se mencionó anteriormente, uno de los problemas fundamentales para el empleo del modelo del horno de arco, está relacionado con la sintonización de los parámetros k_n con $n = \{1, 2, 3\}$, para una aplicación específica. En esta sección, se muestra una metodología para determinar los mismos con base en mediciones reales. Para este propósito se tienen muestras de las formas de onda de los voltajes de fase en el secundario del transformador T_2 y las corrientes del arco eléctrico. Los voltajes del arco eléctrico por fase v , se obtienen a partir de la corriente del arco i y el voltaje de la respectiva fase v_2 en el secundario del transformador T_2 con la ecuación (3.1),

$$v = v_2 - R_b i - L_b \frac{di}{dt}, \quad (3.1)$$

donde $R_b = 0.38 \text{ m}\Omega$ y $L_b = 8.5678 \text{ }\mu\text{H}$ y corresponden a los parámetros del circuito de baja tensión del horno de arco [26].

3.3.1. Ecuación lineal equivalente

Si se supone que los arcos eléctricos que se generan al interior del horno de arco se mantienen uniformes en todo el proceso de fusión, el voltaje del arco eléctrico por fase queda determinado por

$$v = \frac{k_3}{r^2} i. \quad (3.2)$$

donde r es el radio del arco eléctrico, que se obtiene resolviendo la ecuación (2.3). La suposición anterior equivale a anular los índices de modulación de amplitud A , B y C (en cada fase) en el modelo del horno de arco. En efecto, a partir de la ecuación anterior se define la variable u como [18]:

$$\frac{v}{i} = \frac{k_3}{r^2} = \frac{1}{u^2}, \quad (3.3)$$

$$u = \sqrt{\frac{i}{v}}, \quad (3.4)$$

el arco del radio r (por fase), en función de u , se determina usando la ecuación (3.3) tomando la raíz positiva:

$$r = k_3 u, \quad (3.5)$$

debido a que en la ecuación (2.3) se requiere la derivada de r , esta se determina derivando la ecuación (3.5) respecto al tiempo, resultando en

$$\frac{dr}{dt} = k_3 \frac{du}{dt}, \quad (3.6)$$

reemplazando las ecuaciones (3.5) y (3.6), en la ecuación (2.3) se obtiene:

$$k_1 k_3 u^2 + k_2 k_3 u \frac{du}{dt} = v_i, \quad (3.7)$$

realizando las siguientes sustituciones en la ecuación anterior: $a_1 = k_1 k_3$, $a_2 = k_2 k_3$, $y = v_i$, $x_1 = u^2$ y $x_2 = u(du/dt)$, se obtiene una *ecuación lineal* para el cálculo de los coeficientes a_1 y a_2 ,

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2. \quad (3.8)$$

El cálculo de la derivada de u para determinar x_2 se puede realizar de diferentes maneras, por ejemplo, utilizando la definición de la derivada de una variable discreta o expresar la variable u como una combinación lineal de funciones base Gaussianas para realizar su derivada de manera analítica. En este trabajo se determina la derivada de u expresando primero la variable como una combinación lineal de funciones base [33], es decir:

$$u = \sum_{i=1}^j \kappa_i \phi_i(\eta), \quad (3.9)$$

donde ϕ_i ($i = 1, \dots, j$) representan el conjunto de las funciones base y κ_i ($i = 1, \dots, j$) son los parámetros de ajuste o pesos de las funciones base que se pueden calcular usando por ejemplo, mínimos cuadrados [33]. Para funciones base Gaussianas, la expresión matemática de ϕ_i (i -ésima función base) está dada por:

$$\phi_i(\eta) = \exp\left[-\frac{(\eta - \mu_i)^2}{2s^2}\right], \quad (3.10)$$

donde μ_i es el centro de la i -ésima función base y s es un factor de escala.

La importancia de la ecuación (3.8) es que permite obtener una ecuación lineal equivalente a la ecuación diferencial no lineal (2.3) que facilita la sintonización de los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno a partir de datos reales de voltajes y corrientes en cada fase.

3.3.2. Regresión Bayesiana lineal

Considerando el modelo matemático del horno de arco dado por la ecuación (2.3), se propone estimar los parámetros k_1 y k_2 por medio de regresión Bayesiana lineal a partir de los datos reales tomados del comportamiento del horno de arco. La ecuación

(3.8) que describe el modelo del horno de arco de la fase determinista con una ecuación lineal equivalente, se puede representar como una combinación lineal de las variables de entrada

$$f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_m x_m. \quad (3.11)$$

En el modelo de regresión lineal, las observaciones y_1, y_2, \dots, y_m se relacionan con la función $f(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ a través de la expresión

$$y_i = f(\mathbf{w}, \mathbf{x}_i) + \varepsilon = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + \varepsilon, \quad (3.12)$$

donde ε representa el ruido presente en las observaciones y explica cómo las mismas se alejan o acercan al valor del modelo. En lo que sigue asumimos que ε sigue una función de densidad Gaussiana, $\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \beta^{-1})$, donde β se conoce como la precisión.

Dados los coeficientes w_0, w_1, \dots, w_m , la variable y_i sigue una función de densidad Gaussiana,

$$p(y_i) = \mathcal{N}(y_i / f(\mathbf{w}, \mathbf{x}_i), \beta^{-1}), \quad (3.13)$$

donde $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_m]^T$. En el análisis de regresión clásico, se asume que las observaciones son independientes e idénticamente distribuidas (IID - *Independent and Identically Distributed*), luego

$$p(\mathbf{y}/\mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N p(y_i/\mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(y_i / y(\mathbf{w}, \mathbf{x}_i), \beta^{-1}), \quad (3.14)$$

donde \mathbf{y} es el vector aleatorio que contiene todas las observaciones, es decir $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ y N es el número de observaciones. La ecuación (3.14) se conoce como la *función de verosimilitud*. Un método convencional para estimar los parámetros \mathbf{w} consiste en encontrar los valores del vector \mathbf{w} que maximizan el logaritmo de la función de verosimilitud, $\log [p(\mathbf{y}/\mathbf{w})]$. Este criterio de estimación se conoce como estimación por máxima verosimilitud (MLE - *Maximum Likelihood Estimation*) y equivale al criterio de mínimos cuadrados en el caso Gaussiano.

La MLE es un tipo de estimación puntual, en el que no es posible establecer la incertidumbre sobre el valor obtenido de los coeficientes \mathbf{w} . La estimación Bayesiana, por el contrario, asigna una función de probabilidad a priori a los coeficientes \mathbf{w} , que actualiza a través de la función de verosimilitud para producir una estimación de los parámetros que tenga en cuenta la incertidumbre de los mismos. La función de probabilidad actualizada para los parámetros \mathbf{w} se obtiene empleando el teorema de Bayes,

$$p(\mathbf{w}/\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}/\mathbf{w})p(\mathbf{w})}{p(\mathbf{y})} = \frac{p(\mathbf{y}/\mathbf{w})p(\mathbf{w})}{\int p(\mathbf{y}/\mathbf{w})p(\mathbf{w})d\mathbf{w}}, \quad (3.15)$$

donde $p(\mathbf{w}/\mathbf{y})$ es la función de probabilidad a posteriori y $p(\mathbf{y})$ se conoce como la evidencia. Como la función de verosimilitud es una función cuadrática en \mathbf{w} , una opción natural para la función de probabilidad a priori, $p(\mathbf{w})$, es de nuevo una función cuadrática en \mathbf{w} , de manera tal que la función de probabilidad a posteriori puede calcularse fácilmente. En particular, asumimos que la función de probabilidad a priori para \mathbf{w} sigue la forma $p(\mathbf{w}) = \mathcal{N}(\mathbf{w}/0, \alpha^{-1}\mathbf{I})$, donde \mathbf{I} es la matriz identidad y α es la precisión de los parámetros \mathbf{w} . Se puede demostrar que la función de probabilidad $p(\mathbf{w}/\mathbf{z})$ está dada como [33]

$$p(\mathbf{w}/\mathbf{y}) = \mathcal{N}(\mathbf{w}/\mathbf{m}_N, \mathbf{S}_N), \quad (3.16)$$

donde $\mathbf{m}_N = \beta \mathbf{S}_N \mathbf{X}^T \mathbf{z}$, $\mathbf{S}_N^{-1} = \alpha \mathbf{I} + \beta \mathbf{X}^T \mathbf{X}$ y \mathbf{X} es una matriz cuyas filas están dadas por \mathbf{x}_i^T , para $1 \leq i \leq N$. Con esta función de probabilidad $p(\mathbf{w}/\mathbf{y})$ es posible calcular la función de probabilidad predictiva para un nuevo valor de salida \mathbf{y}^* , dado un nuevo valor de entrada \mathbf{x}^* [33],

$$p(\mathbf{y}^*/\mathbf{y}, \mathbf{x}^*) = \mathcal{N}(\mathbf{y}^*/\mathbf{m}_N^T \mathbf{x}^*, \sigma_N^2(\mathbf{x}^*)), \quad (3.17)$$

donde $\sigma_N^2(\mathbf{x}^*) = \beta^{-1} + \mathbf{x}^{*T} \mathbf{S}_N \mathbf{x}^*$.

Para emplear las expresiones anteriores en la práctica, es necesario estimar los valores de α y β . La inferencia Bayesiana en este caso consistirá en asumir funciones de probabilidad a priori $p(\alpha)$ y $p(\beta)$, para luego marginalizar estas variables en la función a posterior $p(\mathbf{w}/\mathbf{y})$ y en la función predictiva $p(\mathbf{y}^*/\mathbf{y}, \mathbf{x}^*)$. Por simplicidad, asumimos que las variables α y β actúan como parámetros y usamos MLE para encontrar sus valores. En este caso la función de verosimilitud que se emplea es la función de evidencia $p(\mathbf{y})$, y la función a maximizar con respecto a α y β es el logaritmo $\ln p(\mathbf{y})$,

$$\ln p(\mathbf{y}) = \frac{N}{2} \ln(\alpha) + \frac{N}{2} \ln(\beta) - E(\mathbf{m}_N) + \frac{1}{2} \ln |\mathbf{S}_N| - \frac{N}{2} \ln(2\pi). \quad (3.18)$$

La maximización de la expresión anterior con respecto a α y β lleva a las siguientes ecuaciones de re-estimación para estas variables [33],

$$\alpha = \frac{Y}{\mathbf{m}_N^T \mathbf{m}_N}, \quad (3.19)$$

$$\frac{1}{\beta} = \frac{1}{N - Y} \sum_{i=1}^N (y_i - \mathbf{m}_N^T \mathbf{x}_i)^2, \quad (3.20)$$

donde $\gamma = \sum_{i=1}^m \lambda_i / (\alpha + \lambda_i)$ y λ_i , para $1 \leq i \leq m$, son los valores propios de la matriz $\beta \mathbf{X}^T \mathbf{X}$. Los detalles de estas derivaciones pueden encontrarse en [33].

3.3.2.1. Metodología usando regresión Bayesiana lineal

La ecuación (3.8) se puede expresar como un modelo de regresión lineal, añadiendo ruido Gaussiano al modelo, de la forma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{X} + \varepsilon, \quad (3.21)$$

donde \mathbf{w} es el vector de parámetros $[a_1 \ a_2]^T$, \mathbf{X} es el arreglo de los datos de entrada $[x_1 \ x_2]^T$ de dimensión $[2 \times N]$ con N igual al número de observaciones o muestras, ε es el ruido Gaussiano aditivo y \mathbf{y} es el arreglo del producto de las observaciones v_i de dimensión $[1 \times N]$.

Para cada una de las fases, se resuelve \mathbf{w} en la ecuación (3.21), tal como se explicó en la sección 3.3.2. Una vez conocidos los valores de a_1 y a_2 ($a_1 = k_1 k_3$, $a_2 = k_2 k_3$) dados por el vector de parámetros \mathbf{w} , se debe fijar un valor en alguna de las constantes k_n del modelo para determinar las demás constantes. Por conveniencia, se da un valor particular a k_3 ya que es común a los parámetros a_1 y a_2 . La aplicación de la metodología utilizada para determinar los parámetros del modelo se resume en el Algoritmo 1.

Algoritmo 1. Regresión Bayesiana lineal para calibrar los parámetros k_1, k_2 y k_3 del modelo del horno de arco.

Requiere: Medidas de v_2 e i

1: Calcular $di/dt \rightarrow$ ecuaciones (3.9) y (3.10)

2: Calcular $v \rightarrow$ ecuación (3.1)

3: Construcción de la matriz \mathbf{X}

4: Construcción del vector \mathbf{y}

5: Cálculo del vector de parámetros \mathbf{w}

Inicializar α y $\beta \rightarrow$ se recomienda $\alpha_0 = 1e3$ y $\beta_0 = 5e3$

repetir

calcular $\mathbf{m}_N, \mathbf{S}_N$

recalcular α y $\beta \rightarrow$ ecuaciones (3.19) y (3.20)

6: Inicializar k_3 y calcular k_1 y k_2 .

3.3.2.2. Metodología usando estimación por máxima verosimilitud

La ecuación (3.8) se puede expresar en forma vectorial como se muestra en la ecuación (3.22)

$$y = \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}, \quad (3.22)$$

donde

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} k_3 & 0 \\ 0 & k_3 \end{bmatrix} \quad y \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}. \quad (3.23)$$

Para el n -ésimo dato y_n , se tiene,

$$y_n = \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n + \varepsilon_n, \quad (3.24)$$

donde ε_n es el ruido Gaussiano aditivo. Luego de obtener una ecuación lineal equivalente del modelo del horno de arco, se aplica el algoritmo de máxima verosimilitud de la siguiente manera: Suponiendo que y en la ecuación (3.22), sigue una función de densidad de probabilidad Gaussiana con media μ y precisión β , se tiene,

$$p(y_n / \mu, \beta^{-1}) = \mathcal{N}(y_n / \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n, \beta^{-1}), \quad (3.25)$$

donde, $\mu = \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n$ y $\beta = 1/\sigma^2$. Asumiendo que las observaciones son IID,

$$p(\mathbf{y}) = \prod_{n=1}^N p(y_n) = \prod_{n=1}^N \mathcal{N}(y_n / \mu, \beta^{-1}). \quad (3.26)$$

Se determina el logaritmo natural de la probabilidad marginal $p(\mathbf{y})$, que se conoce como la función de verosimilitud logarítmica,

$$\ln p(\mathbf{y}) = \ln \prod_{n=1}^N \mathcal{N}(y_n / \mu, \beta^{-1}) = \sum_{n=1}^N \ln \mathcal{N}(y_n / \mu, \beta^{-1}), \quad (3.27)$$

donde,

$$\mathcal{N}(y_n / \mu, \beta^{-1}) = \sqrt{\frac{\beta}{2\pi}} \exp \left[-\frac{\beta}{2} (y_n - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n)^2 \right]. \quad (3.28)$$

Reemplazando la ecuación (3.28) en la ecuación (3.27), se obtiene la función de verosimilitud logarítmica,

$$\ln p(\mathbf{y}) = \frac{N}{2} \ln \beta - \frac{N}{2} \ln(2\pi) - \frac{\beta}{2} \sum_{n=1}^N (y_n - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n)^2. \quad (3.29)$$

Se debe maximizar la función de verosimilitud con respecto a cada uno de los parámetros \mathbf{b} , \mathbf{A} y β . Esto se realiza derivando la ecuación (3.29) respecto a cada uno de los parámetros e igualando a cero las ecuaciones resultantes para determinar la solución $\{\mathbf{b}_{opt}, \mathbf{A}_{opt} \text{ y } \beta_{opt}\}$ de máxima verosimilitud.

Determinando inicialmente β_{opt} , para esto se deriva la ecuación (3.29) respecto a β tomando constantes \mathbf{b} y \mathbf{A} . El resultado es de la forma:

$$\frac{d}{d\beta} \ln p(y) = \frac{N}{2\beta} - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (y_n - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n)^2 = 0, \quad (3.30)$$

Luego, se deriva la ecuación (3.29) respecto al vector \mathbf{b} tomando constantes \mathbf{A} y β ,

$$\frac{d}{d\mathbf{b}} \ln p(y) = \sum_{n=1}^N (y_n - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n) \cdot \mathbf{A} \mathbf{x}_n = 0. \quad (3.31)$$

Por último, se deriva la ecuación (3.29) respecto a la matriz \mathbf{A} , tomando constantes el vector \mathbf{b} y el escalar β .

$$\frac{d}{d\mathbf{A}} \ln p(y) = \left[\sum_{n=1}^N (y_n - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{x}_n) \mathbf{b} \mathbf{x}_n^T \right] = 0. \quad (3.32)$$

Con la solución simultánea de las ecuaciones (3.30), (3.31) y (3.32), se determinan los parámetros $\{\mathbf{b}_{opt}, \mathbf{A}_{opt}$ y $\beta_{opt}\}$ que maximizan la función de verosimilitud. La solución simultánea de las ecuaciones (3.30), (3.31) y (3.32) se realiza de forma numérica. En este trabajo se utiliza el algoritmo de gradiente conjugado escalado en forma vectorial, como se muestra en la ecuación (3.33),

$$\mathbf{w}_{new} = \mathbf{w}_{old} + \eta \nabla E(\mathbf{w}), \quad (3.33)$$

donde, los elementos del vector \mathbf{w} se relacionan con los parámetros del modelo a estimar,

$$\mathbf{w} = [\beta \quad k_1 \quad k_2 \quad k_3]. \quad (3.34)$$

El algoritmo se inicializa con valores típicos para las constantes k_1 , k_2 y k_3 [9], y con un valor inicial de 1 para β . En la ecuación (3.33), \mathbf{w}_{new} corresponde a el vector de parámetros \mathbf{w} actualizado, η es el coeficiente de aprendizaje que en general toma un valor en el intervalo $[0, 1]$ y $\Delta E(\mathbf{w})$ es el gradiente de la función de error, el cual está construido por las derivadas de las ecuaciones (3.30), (3.31) y (3.34).

Se puede utilizar la función `scg` (`scg` - *scaled conjugate gradient*) del toolbox Netlab [34] desarrollado para MATLAB® para la solución numérica del sistema de ecuaciones, con un máximo de 100 iteraciones.

3.3.3. Regularización de Tikhonov

Un problema mal condicionado es aquel cuya solución no es única, o no es una función continua de los datos, es decir, si una variación pequeña de los datos genera una gran variabilidad en su solución [35]. Una manifestación típica de un problema mal condicionado son los sistemas lineales y los problemas de mínimos cuadrados lineales

que surgen a partir de la discretización de un problema mal condicionado. Considerando un sistema lineal de ecuaciones descrito por la ecuación (3.35)

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \quad \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad (3.35)$$

y el problema de mínimos cuadrados lineales

$$\min_x \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2, \quad \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad m > n \quad (3.36)$$

se dice que son problemas mal condicionados si los siguientes dos criterios se cumplen: Los valores singulares de la matriz \mathbf{A} decaen gradualmente a cero y la relación entre el mayor valor singular y el menor valor singular de la matriz \mathbf{A} es suficientemente grande. En un problema mal condicionado, los métodos estándar del algebra lineal para solucionar la ecuación (3.35), o la ecuación (3.36), como la factorización LU o Cholesky no son fácilmente aplicables, siendo necesario aplicar un método de regularización para determinar la solución [35].

Considerando la matriz rectangular $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, con $m \geq n$. La descomposición en valores singulares de la matriz \mathbf{A} se presenta en la ecuación (3.37),

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i \sigma_i \mathbf{v}_i^T, \quad (3.37)$$

donde $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_n]$ y $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n]$ son matrices con columnas ortonormales, $\mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}_n$, y $\mathbf{\Sigma}$ es una matriz diagonal, es decir, $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n)$ con elementos no negativos ordenados en forma descendente,

$$\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_n \geq 0. \quad (3.38)$$

Los números σ_i son los valores singulares de la matriz \mathbf{A} , mientras que los vectores \mathbf{u}_i y \mathbf{v}_i son los vectores propios de \mathbf{A} .

De las ecuaciones $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^2 \mathbf{V}^T$ y $\mathbf{A} \mathbf{A}^T = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma}^2 \mathbf{U}^T$, se observa que la descomposición en valores singulares se encuentra relacionada con la descomposición en valores propios de las matrices simétricas positivas y semidefinidas positivas $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ y $\mathbf{A} \mathbf{A}^T$. Esto demuestra que la descomposición en valores singulares es única para una matriz \mathbf{A} dada, excepto para vectores singulares asociados con múltiples valores singulares [35].

Ahora, con el problema descrito en la ecuación (3.35), se pretende encontrar la solución de norma mínima de la ecuación (3.35), es decir

$$\min_x \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2, \quad (3.39)$$

se coloca una restricción a la minimización

$$\min_x \left\{ \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|^2 \right\}, \quad (3.40)$$

donde el término de regularización λ controla el tamaño de \mathbf{x} mientras se minimiza la función. En efecto,

$$\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|^2. \quad (3.41)$$

Resolviendo para el producto interior de la ecuación (3.41), y derivando sobre el funcional, se obtiene

$$\Delta\phi(\mathbf{x}) = 2(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I}) - 2\mathbf{A}^T \mathbf{b} = 0, \quad (3.42)$$

por lo tanto

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I})\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}, \quad (3.43)$$

aplicando descomposición de valores singulares sobre la matriz \mathbf{A} , y reemplazando en la ecuación (3.43), se encuentra que

$$\mathbf{V}(\boldsymbol{\Sigma}^T \boldsymbol{\Sigma} + \lambda^2 \mathbf{I})\mathbf{V}^T \mathbf{x} = \mathbf{V}\boldsymbol{\Sigma}^T \mathbf{U}^T \mathbf{b}, \quad (3.44)$$

donde \mathbf{V} es una matriz con columnas ortonormales y $\boldsymbol{\Sigma}$ es una matriz diagonal cuyos elementos σ_i son los valores singulares de la matriz \mathbf{A} . Por manipulación algebraica, se llega a una solución para \mathbf{x}

$$\mathbf{x}_\lambda = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\sigma_i}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \mathbf{u}_i^T \mathbf{b} \right] \times \mathbf{v}_i, \quad (3.45)$$

donde \mathbf{u}_i son las componentes de la matriz \mathbf{U} , \mathbf{b} es el vector de salidas del modelo (datos conocidos) y \mathbf{v}_i son los componentes de la matriz \mathbf{V} .

3.3.3.1. Metodología usando regularización de Tikhonov

La ecuación (3.8) se puede expresar con la ecuación vectorial (3.35), donde

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, \quad y \quad \mathbf{b} = [vi]. \quad (3.46)$$

Para N datos de voltaje v y corriente i por fase, \mathbf{A} es una matriz de dimensiones $[N \times 2]$, \mathbf{x} es un vector de dimensiones $[2 \times 1]$, y \mathbf{b} es un vector de dimensiones $[1 \times N]$. Luego, se busca una solución para \mathbf{x} , usando regularización de Tikhonov con la ecuación (3.45).

Algoritmo 2. Regresión de Tikhonov aplicada al ajuste de los parámetros k_1 , k_2 y k_3 del modelo del horno de arco.

Requiere: Medidas de v_2 e i

- 1: Calcular $di/dt \rightarrow$ ecuaciones (3.9) y (3.10)
 - 2: Calcular $v \rightarrow$ ecuación (3.1)
 - 3: Construcción de la matriz \mathbf{A} por fase \rightarrow ecuación (3.46)
 - 4: Construcción del vector \mathbf{b} por fase \rightarrow ecuación (3.46)
 - 5: Calcular los valores y vectores propios de $\mathbf{A} \rightarrow$ ecuación (3.37)
 - 6: Calcular $\mathbf{x}_\lambda \rightarrow$ ecuación (3.45) (Se recomienda $\lambda = 1e-5$)
 - 7: Inicializar k_3 y calcular k_1 y k_2 .
-

En la tabla anterior se muestra el algoritmo usando regularización de Tikhonov, para calibrar los parámetros de la fase determinista del modelo del horno de arco.

3.4. Calibración de los parámetros A , B y C

En esta parte del documento se muestran dos procedimientos para calibrar los parámetros A , B y C en las tres fases del modelo de horno de arco, usando mediciones reales de tensiones y corrientes. El modelo de horno de arco se empleó como simulador para generar diferentes voltajes y corrientes, de acuerdo a diferentes configuraciones de sus parámetros. Estas configuraciones fueron obtenidas usando muestreo por *latin hypercube* (*latin hypercube sampling*) [36].

Inicialmente, se utiliza una red neuronal multicapa como emulador del modelo del horno, entrenada con los datos de simulación del modelo. Una vez entrenada la red neuronal, la calibración de los parámetros del modelo para mediciones reales se realiza resolviendo un problema inverso en el que se conocen los voltajes y corrientes de salida, pero se desconocen la configuración de horno de arco que generó dichas señales. La validación de los resultados obtenidos se realiza comparando los valores eficaces de las señales reales y las señales simuladas con los parámetros obtenidos a través de la solución del problema inverso.

3.4.1. El método de muestreo de *latin hypercube*.

El método de muestreo de *latin hypercube* consiste en seleccionar n valores de cada una de las k componentes del vector $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ de la siguiente forma. El rango de los posibles valores que toma cada componente del vector \mathbf{x} se divide en n intervalos no superpuestos sobre la base de igual probabilidad. Se selecciona al azar (random) un valor para cada uno de los n intervalos con respecto a la densidad de probabilidad. Las n muestras así obtenidas para la componente x_1 se combinan de forma aleatoria con las n muestras de la componente x_2 . Estos n pares se combinan de nuevo con los n valores de la componente x_3 para formar n tripletes, de esta manera el proceso continua hasta que se forman n k -duplas. Es conveniente pensar en estas muestras de cada una de las k componentes del vector \mathbf{x} como la formación de una matriz, donde cada una de sus columnas contiene valores específicos (muestras) de

cada una de las componentes de \mathbf{x} , las cuales pueden ser utilizadas en un modelo computacional.

3.4.2. Redes neuronales

Las redes neuronales artificiales son sistemas paralelos para el aprendizaje y procesamiento automático de información, emulando la forma en que funcionan las redes de neuronas biológicas del cerebro humano. Las redes neuronales tratadas en la mayoría de las aplicaciones poseen la característica de estar organizadas por capas y ser redes totalmente interconectadas [37]. Lo anterior hace posible crear un tipo de notación gráfica simplificada, en la cual, no se muestran explícitamente las neuronas como en algunos modelos altamente utilizados en la literatura sino más bien las capas de red como elementos de bloques constructivos [38]. Para el caso de una capa de neuronas, la notación gráfica simplificada es la que se muestra en la Figura 3-1 [39]. Debido a la conexión total de las señales de entrada x_i con las respectivas neuronas, el número de pesos sinápticos de cada neurona es igual (en dimensión) y por lo tanto, es posible agrupar dichos pesos en una matriz \mathbf{W} denominada matriz de pesos sinápticos.

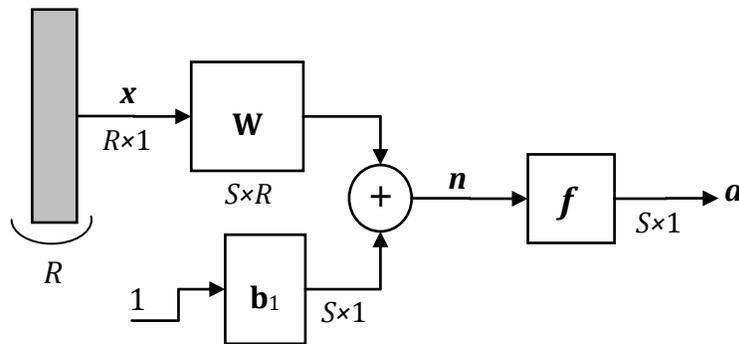


Figura 3-1. Representación simplificada de una capa de neuronas [39].

Cabe anotar que si una entrada no está conectada con una determinada neurona la notación matricial todavía es consistente con la condición que el peso correspondiente de dicha conexión es igual a cero. Aun más, en la mayoría de los casos (aplicaciones) la función de activación de las capa de entrada y de las capas ocultas es igual para todas las neuronas de la respectiva capa y por lo tanto, pueden unificarse en una único bloque función f . En la mayoría de libros y publicaciones se hace uso de la representación de capas de neuronas como matrices. Los pesos sinápticos de una determinada neurona con las respectivas entradas x_i de la capa se pueden ver como un vector fila y por lo tanto, todos los pesos de una capa se pueden representar por una matriz de pesos \mathbf{W}

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & \cdots & w_{SR} \end{pmatrix}, \quad (3.47)$$

donde S es el número de neuronas de la respectiva capa y R es el número de entradas (escalares) a la capa. Además de crear una notación más estructural y generalizada, la notación matricial se aplica para hacer distinción entre las matrices de pesos sinápticos de la capa de entrada y las conexiones entre capas intermedias con las demás capas (ocultas, salida), además, se utiliza también para indicar el inicio y el destino de la conexión entre capas. A modo de ejemplo, la notación $\mathbf{IW}_{1;1}$ es la matriz de pesos sinápticos de la capa de entrada de la red neuronal y $\mathbf{LW}_{2;1}$ es la matriz de pesos sinápticos que conecta la segunda capa de la red con la primera. Esta notación se ilustra en la Figura 3-2 [39].

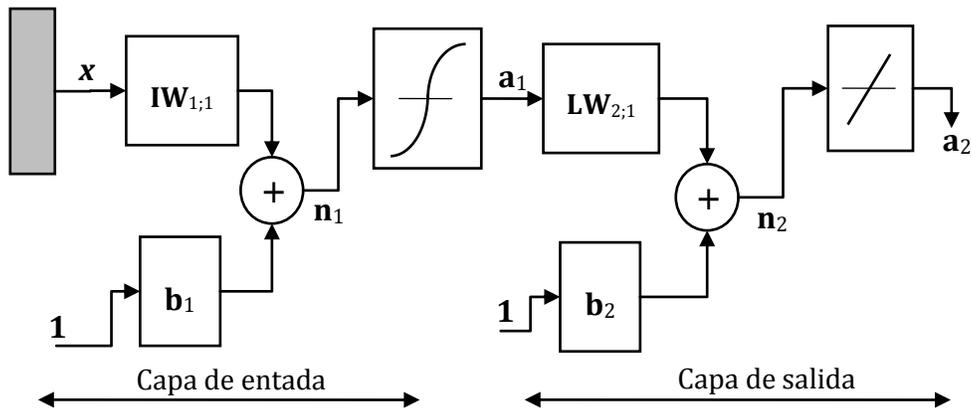


Figura 3-2. Red neuronal de dos capas con notación abreviada [39].

De acuerdo con la anterior figura, el modelo matemático de la función de salida a_2 de la red neuronal es el que se describe en la siguiente ecuación:

$$a_2 = f(\mathbf{W}, \mathbf{x}) = p(\mathbf{LW}_{2;1} \cdot t(\mathbf{IW}_{1;1} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2), \quad (3.48)$$

donde $p(z)$ es la función de activación lineal definida como $purelin(z) = z$; y $t(z)$ es la función de activación sigmoide definida como [39],

$$t(z) = \frac{2}{1 + e^{-2z}} - 1. \quad (3.49)$$

3.4.2.1. El algoritmo Backpropagation

Una red neuronal entrenada puede considerarse como un mapeo no lineal desde el espacio de entrada al espacio de salida [40]. El algoritmo de propagación hacia atrás o

backpropagation (de su traducción al inglés), es una regla clásica de entrenamiento de redes neuronales con más de una capa oculta. La idea básica del entrenamiento de una red neuronal consiste en encontrar los parámetros \mathbf{IW} , \mathbf{LW} , \mathbf{b}_1 y \mathbf{b}_2 , que mejor ajusten un conjunto de valores de entrada y salida.

El entrenamiento de la red *backpropagation* consiste de un ciclo de propagación de dos fases. Inicialmente, se aplica un ejemplo de entrada como estímulo para la capa de neuronas de entrada de la red, el cual, se va propagando a las demás capas de la arquitectura de la red (capas ocultas) generando una respuesta en la capa de salida de la red, luego se compara las respuestas obtenidas en las neuronas de la capa de salida con la salida deseada, es decir, con el patrón de salida que corresponde al estímulo de entrada. Para finalizar la primera fase se calcula un error para cada una de las neuronas de la capa de salida.

La segunda fase del algoritmo consiste en propagar el error calculado en la fase inicial desde de la capa de salida hacia todas las neuronas de las capas ocultas que contribuyen directamente con la salida. A estas capas intermedias se les asigna un porcentaje del error en función del aporte de estas neuronas intermedias en la salida obtenida en la fase 1. Este proceso se repite en todas las capas de la red, hasta que a todas las neuronas de la red se les asigne un error que describa su aporte relativo al error total de salida. En función del error recibido, se modifican los pesos sinápticos de cada neurona de la red. Se espera que al presentarse un estímulo de entrada conocido la respuesta de la red coincida con la salida deseada [37].

3.4.2.2. El problema de inversión de redes *Feedforward*

Una vez la red neuronal ha sido entrenada sobre el conjunto de datos de entrenamiento (\mathbf{x}, \mathbf{y}) , todos los pesos sinápticos (incluyendo los bias) de la red permanecen fijos. Así, la asignación del espacio de entrada con el de salida es conocida. Esta asignación se conoce como mapeo hacia adelante. En general, la correlación del mapeo hacia adelante es una relación de varios a uno, porque cada una de las salidas deseadas puede corresponder a varias entradas diferentes de entrenamiento. Se expresa el mapeo hacia adelante de la siguiente manera

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{W}; \mathbf{x}), \quad (3.50)$$

donde $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ y $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ representan las salidas y las respectivas entradas de la red, \mathbf{W} denota la matriz de pesos sinápticos fijados en el proceso de entrenamiento y la función f denota el mapeo hacia adelante definido por la arquitectura de la red. Por otro lado, el problema de inversión de una red neuronal *feedforward* (también conocida como red *backpropagation*) previamente entrenada consiste en determinar la entrada \mathbf{x} que produce una determinada respuesta de salida $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$. Tales valores calculados de \mathbf{x} se denominan inversiones de red o simplemente inversiones. El mapeo del espacio de salida al espacio de entrada se conoce como mapeo inverso. En los últimos años, diferentes algoritmos para invertir

redes *feedforward* han sido propuestos, para mayor información se sugiere consultar [41].

3.4.2.3. Formulación del problema de inversión

Una vez realizado el entrenamiento de la red, el problema que se surge ahora es encontrar la inversión de la red que produce la salida \mathbf{d} . Para determinar diversas inversiones para una salida dada, se formula el problema inverso como un problema de optimización

$$\begin{aligned} & \text{minimizar } \mathbf{x} = g(\mathbf{x}), \\ & \text{sujeto a: } \mathbf{x}_{min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{max}, \end{aligned} \quad (3.51)$$

donde $g(\mathbf{x})$ es la función objetivo a minimizar, mientras que \mathbf{x}_{min} y \mathbf{x}_{max} son vectores cuyas componentes son valores constantes que representan el rango de las componentes del vector de entrada \mathbf{x} a determinar. La función objetivo del modelo propuesto en [42] se describe en la siguiente ecuación

$$g(\mathbf{x}) = \|\mathbf{d} - f(\mathbf{W}; \mathbf{x})\|^2, \quad (3.52)$$

donde \mathbf{d} es el vector de salida dado o vector de validación y $f(\mathbf{W}; \mathbf{x})$ es el modelo matemático que describe a la red *feedforward* previamente entrenada. El algoritmo de inversión de redes *feedforward* se puede resumir en dos pasos generalizados.

Algoritmo 3. Inversión de redes neuronales *feedforward*.

Requiere: n conjuntos de datos de entrenamiento (\mathbf{x} - \mathbf{y}) y el vector de validación \mathbf{d}

1: Crear y entrenar una red *feedforward* → ecuación (3.50)

2: Invertir la red *feedforward* resolviendo el problema de optimización → ecuación (3.51)

3.4.2.4. Metodología usando redes neuronales

Asumiendo que los valores de los parámetros del modelo del horno de arco que mejor aproximan el comportamiento real se encuentran en el rango

$$0.85 \cdot \mathbf{x}_i \leq \mathbf{x} \leq 1.15 \cdot \mathbf{x}_i, \quad (3.53)$$

donde el vector \mathbf{x} representa los parámetros del modelo que se desea estimar, \mathbf{x}_i es el vector de parámetros iniciales y la desigualdad de la anterior ecuación se aplica a cada una de las componentes de los vectores \mathbf{x} y \mathbf{x}_i . Los parámetros del modelo trifásico del horno de arco se relacionan con los elementos del vector \mathbf{x} de la siguiente manera

$$\mathbf{x} = [\mathbf{m}_a \ \mathbf{m}_b \ \mathbf{m}_c \ \mathbf{f}]^T, \quad (3.54)$$

donde m_n es un vector fila donde sus componentes son los índices de modulación A , B y C para la fase n y f es el vector fila de componentes f_a , f_b y f_c . Las componentes del vector x_i se resumen en la siguiente tabla.

Tabla 3-1. Valores iniciales de los parámetros del modelo del horno de arco.

	Fase a	Fase b	Fase c
A	0.03	0.03	0.03
B	0.015	0.01	0.02
C	0.01	0.005	0.01
f (Hz)	8	10	11

Aplicando el método de muestreo de *latin hypercube* alrededor de la desigualdad que se presenta en la ecuación (3.53), se generan los vectores de entrenamiento de entrada de la red neuronal x , con los ejemplos de entrenamiento que se requiera, es decir, se genera una matriz de entrenamiento X de dimensiones $[12 \times n]$ donde n es el número de ejemplos presentados a la red. Para determinar los patrones de entrenamiento de salida y de la red neuronal, resulta necesario simular el modelo del horno de arco n veces usando los vectores x (que se agrupan en la matriz X) y los mejores parámetros obtenidos k_n ($n = a, b, c$) con alguna de las tres metodologías de la sección 3.3, para obtener en cada simulación las formas de onda de las corrientes de línea del arco eléctrico y los voltajes de fase en el secundario del transformador T_2 que se muestra en la Figura 2-3. Luego, usando la transformada corta de Fourier [43] (ventanas de 19.53 ms y traslape de 37.5%) se determina el espectro para cada una de las señales simuladas de voltaje y corriente, y así formar un vector de características y por cada señal, cada uno de estos vectores se agrupan en la matriz Y de dimensiones $[54 \times n]$ para formar los datos de entrenamiento de salida. Por cada ventana, se obtiene la media del valor absoluto de la transformada de Fourier correspondiente, y esta media se usa como característica de salida, es decir, como parte de la matriz Y . La aplicación de la metodología utilizada para determinar el conjunto de datos de entrenamiento entrada-salida (X, Y) de la red neuronal se resume en la Figura 3-3.

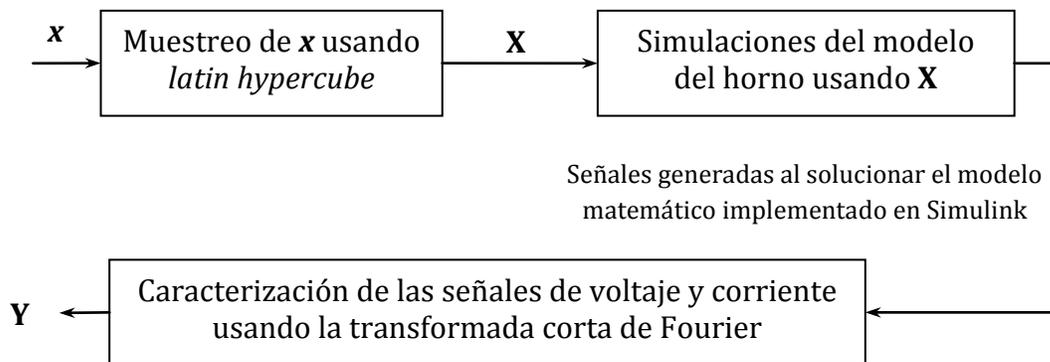


Figura 3-3. Esquema que permite determinar los pares de entrenamiento de la red neuronal.

Así se completa el conjunto de entrenamiento entrada-salida (\mathbf{X} , \mathbf{Y}) necesario para realizar el entrenamiento de la red neuronal. Sólo resta por determinar la matriz de datos de validación \mathbf{D} , que consiste en el espectro de las formas de onda reales de los voltajes y corrientes en el secundario del transformador T_2 , de la misma forma como se hizo para el entrenamiento.

El entrenamiento de la red neuronal se realizó utilizando el *toolbox Neural Network Toolbox* de MATLAB®. Para el diseño de la red neuronal se realizaron diferentes experimentos cada uno con una topología diferente; al final se seleccionó la topología con la que se obtuvo la mejor aproximación de las señales reales con las señales simuladas por el modelo. Cabe anotar que, la red neuronal entrenada considera el horno de arco eléctrico como una unidad debido a la interrelación de las corrientes y voltajes del horno de arco trifásico. Se emplearon 100 ejemplos para el entrenamiento de la red neuronal ($n = 100$).

Una vez realizado el entrenamiento de la red neuronal, se prosiguió a resolver el problema inverso aplicando la ecuación (3.51). Así, para una red *feedforward* con una capa oculta con función de activación de tipo sigmoideal y una capa de salida cuya función de activación es de tipo lineal, el problema de optimización planteado en la ecuación (3.51) se transforma en la siguiente ecuación,

$$\begin{aligned} \text{minimizar } \mathbf{x} = g(\mathbf{x}) &= \left\| \mathbf{D} - p(\mathbf{LW}_{2,1} \times t(\mathbf{IW}_{1,1} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2) \right\|^2, \\ \text{sujeto a: } \mathbf{x}_{\min} &\leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\max}, \end{aligned} \quad (3.55)$$

donde p es la función lineal y t es la función sigmoideal. Para la solución numérica se utilizó la función *fmincon* que hace parte del *toolbox Optimization* de MATLAB®, la cual, encuentra el mínimo de una función no lineal de varias variables sujeto a varias restricciones usando el método de optimización *trust región reflective* [44]. El número de iteraciones utilizadas en el algoritmo de inversión está en función de una tolerancia de $1e-6$ (si el algoritmo no converge al valor de la tolerancia entonces el número de las iteraciones del método es 100).

3.4.3. Máquina de soporte vectorial con múltiples salidas

Las máquinas de soporte vectorial o SVMs (SVMs – *Support Vector Machines*) son consideradas como una herramienta basada en algoritmos de aprendizaje supervisado para conocer la relación entre las entradas y salidas de un sistema lineal o no lineal. Inicialmente las SVMs se utilizaron para resolver problemas binarios de clasificación, y posteriormente se aplicaron a la solución de problemas de regresión denominadas como SVR (SVR – *Support Vector Regressor*) si las observaciones son escalares (unidimensional), y M-SVR (M-SVR – *Multidimensional - Support Vector Regressor*) si las observaciones son vectores (multidimensional) [45].

En general, en un problema de regresión unidimensional se busca estimar una función $y = f(\mathbf{x})$ a partir de un conjunto de datos $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ y sus correspondientes

observaciones $\{y_1, \dots, y_n\}$, $y_i \in \mathbb{R}$. En el enfoque estándar de una SVR, se determinan el vector \mathbf{w} y el escalar b que minimizan la función $\|\mathbf{w}\|^2/2 + C \sum_{i=1}^n L_v(y_i - (\psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{w} + b))$, donde C es el parámetro de costo, $\psi(\cdot)$ es una transformación no lineal a un espacio de características de dimensión H ($\psi(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^{H^T}$ y $H > d$), L_v se conoce como la función de pérdida ε -insensitive de Vapnik que es igual a 0 si $y_i - (\psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{w} + b) < \varepsilon$, o de otro modo $|y_i - (\psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{w} + b)| - \varepsilon$, si se cumple que $|y_i - (\psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{w} + b)| \geq \varepsilon$. La solución (\mathbf{w} y b) está formada por una combinación lineal de los parámetros de entrenamiento en el espacio de transformación, que representa un error absoluto igual o mayor que ε . En la solución de la SVR, se suele trabajar con la función kernel $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \psi^T(\mathbf{x}_i)\psi(\mathbf{x}_j)$ (que cumple el teorema de Mercer) en lugar de $\psi(\cdot)$, debido a los productos internos involucrados.

Para el caso multidimensional $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^n$, donde las observaciones son de la forma $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^Q$, se deben encontrar los vectores \mathbf{w}^j y \mathbf{b}^j ($j = 1, \dots, Q$) para cada salida de \mathbf{y} . Una generalización a la SVR para establecer la solución al caso multidimensional M-SVR se presenta en [45], en el cuál, se busca la minimización de,

$$L_p(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^Q \|\mathbf{w}^j\|^2 + C \sum_{i=1}^n L(u_i), \quad (3.56)$$

la función de pérdida ε -insensitive de Vapnik, se define para el caso multidimensional como [46], $L(u) = 0$ si se cumple que $u < \varepsilon$, o de lo contrario $L(u) = u^2 - 2u\varepsilon + \varepsilon^2$ si $u \geq \varepsilon$, donde

$$u_i = \|\mathbf{e}_i\| = \sqrt{\mathbf{e}_i^T \cdot \mathbf{e}_i}, \quad (3.57)$$

con $\mathbf{e}_i^T = \mathbf{y}_i^T - \psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{W} - \mathbf{b}^T$, donde la matriz $\mathbf{W} = [\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^Q]$, el vector $\mathbf{b} = [b^1, \dots, b^Q]^T$, $\psi(\cdot)$ es una transformación no lineal al espacio de características y C es el parámetro de costo igual que en el caso unidimensional. Para un valor de ε diferente de cero, la solución tiene en cuenta todas las salidas en la construcción de cada vector \mathbf{w}^j , lo cual aumenta la robustez de la predicción. Sin embargo, se requiere de un método iterativo para obtener la solución deseada [45].

El algoritmo utilizado se describe a continuación. Inicialmente, la ecuación (3.56) se modifica al reemplazar la función $L(u_i)$ por su representación de primer orden de la serie exponencial de Taylor, quedando de la forma

$$L'_p(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^Q \|\mathbf{w}^j\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n L(u_i^k) + \frac{dL(u_i^k)}{du_i^k} \frac{(e_i^k)^T}{u_i^k} (\mathbf{e}_i - \mathbf{e}_i^k) \right), \quad (3.58)$$

donde $u_i^k = \|\mathbf{e}_i^k\|$ con $(\mathbf{e}_i^k)^T = \mathbf{y}_i^T - \psi^T(\mathbf{x}_i)\mathbf{W}^k - (\mathbf{b}^k)^T$, que presenta el mismo valor y el gradiente que la función $L_p(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ para $\mathbf{W} = \mathbf{W}^k$ y $\mathbf{b} = \mathbf{b}^k$ ($\forall \mathbf{b}^k \in \mathbb{R}^Q$) debido a que

$L_p'(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ es la expansión de Taylor de primer orden de una función convexa. Luego, se construye una aproximación cuadrática de la ecuación (3.58), que conduce a

$$L_p''(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^Q \|\mathbf{w}^j\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{j=1}^Q a_j u_j^2 + CT, \quad (3.59)$$

donde $a_i = 0$ si $u_i^k < \varepsilon$, de lo contrario $a_i = 2C(u_i^k - \varepsilon)/u_i^k$ si $u_i^k \geq \varepsilon$. El término CT representa la suma de todas las constantes que no dependen de \mathbf{W} y \mathbf{b} . Para esta aproximación también se cumple que la función $L_p''(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ presenta el mismo valor y el gradiente que la función $L_p(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ para $\mathbf{W} = \mathbf{W}^k$ y $\mathbf{b} = \mathbf{b}^k$. La ecuación (3.59) se puede interpretar como un problema de mínimos cuadrados ponderados, en el cual los pesos dependen de la solución anterior, donde se ha tenido en cuenta el conocimiento de todas las componentes de cada observación \mathbf{y}_i . Para optimizar la ecuación (3.56), se debe de obtener su dirección decreciente usando la solución óptima de la ecuación (3.59), luego, se calcula la solución de la siguiente iteración con un algoritmo de búsqueda en línea [47].

Para calcular el valor de \mathbf{W} y \mathbf{b} en la siguiente iteración, denominados como \mathbf{W}^s y \mathbf{b}^s , se debe de resolver el problema de mínimos cuadrados ponderados de la ecuación (3.59), en el que cada componente debe estar desacoplada. Para determinar las componentes \mathbf{w}^j y \mathbf{b}^j se determina el gradiente de $L_p''(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ respecto a cada componente \mathbf{w}^j y \mathbf{b}^j , y luego se iguala a cero, como se muestra en las siguientes ecuaciones.

$$\nabla_{\mathbf{w}^j} L_p'' = \mathbf{w}^j - \sum_i \psi(\mathbf{x}_i) a_i (y_{ij} - \psi^T(\mathbf{x}_i) \mathbf{w}^j - b_j) = 0; \quad (3.60)$$

$$j = 1, \dots, Q,$$

$$\nabla_{\mathbf{b}^j} L_p'' = -\sum_i a_i (y_{ij} - \psi^T(\mathbf{x}_i) \mathbf{w}^j - b_j) = 0; \quad (3.61)$$

$$j = 1, \dots, Q,$$

las dos ecuaciones anteriores se pueden representar con el siguiente sistema lineal,

$$\begin{pmatrix} \psi^T \mathbf{D}_a \psi + \mathbf{I} & \psi^T \mathbf{a} \\ \mathbf{a}^T \psi & \mathbf{1}^T \mathbf{a} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{w}^j \\ b^j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \psi^T \mathbf{D}_a \mathbf{y}^j \\ \mathbf{a}^T \mathbf{y}^j \end{pmatrix} \quad (3.62)$$

$$j = 1, \dots, Q$$

donde, $\psi = [\psi(\mathbf{x}_1), \dots, \psi(\mathbf{x}_n)]^T$, $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_n]^T$, $(\mathbf{D}_a)_{ij} = a_i \delta(i - j)$ y $\mathbf{y}^j = [y_{1j}, \dots, y_{nj}]^T$. La diferencia en el anterior sistema lineal asociado con cada pareja (\mathbf{w}^j, b^j) , es debido al término independiente en la ecuación (3.62). Cada columna de \mathbf{W}^s y \mathbf{b}^s , se obtienen con la solución de la ecuación (3.62), para cada j .

Usualmente, se acostumbra a utilizar la función kernel ($\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \psi^T(\mathbf{x}_i)\psi(\mathbf{x}_j)$), en lugar de la función de transformación $\psi(\cdot)$. En este trabajo, la función kernel que se utiliza es RBF (RBF – *Radial Basis Function*), definida como,

$$\kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|}{2\gamma^2}\right), \quad (3.63)$$

Teniendo en cuenta que, en los problemas de aprendizaje la mejor solución está dada como una combinación lineal de las muestras de entrenamiento en el espacio de características [45], es decir, $\mathbf{w}^j = \boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\beta}^j$, el sistema lineal de la ecuación (3.62) queda expresado en términos de $\boldsymbol{\beta}^j$, al reemplazar \mathbf{w}^j en las ecuaciones (3.60) y (3.61),

$$\begin{pmatrix} \mathbf{K} + D_a^{-1} & \mathbf{1} \\ \mathbf{a}^T \mathbf{K} & \mathbf{1}^T \mathbf{a} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\beta}^j \\ b^j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}^j \\ \mathbf{a}^T \mathbf{y}^j \end{pmatrix}, \quad (3.64)$$

$j = 1, \dots, Q$

donde la matriz $(\mathbf{K})_{ij} = \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ se conoce como el Kernel. El algoritmo de búsqueda en línea expresado en términos de $\boldsymbol{\beta}^j$ se muestra a continuación.

Algoritmo 4. Búsqueda en línea para determinar $\boldsymbol{\beta}^j$.

Requiere: $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \kappa, C, \varepsilon$, tolerancia

- 1: Inicializar $\boldsymbol{\beta}^k = \mathbf{0}, \mathbf{b}^k = \mathbf{0}, k = 0$;
- 2: Calcular $u_i^k \rightarrow u_i^k = \|\mathbf{e}_i^k\|$ con $(\mathbf{e}_i^k)^T = \mathbf{y}_i^T - \mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x})\boldsymbol{\beta}^k - (\mathbf{b}^k)^T$
- 3: Calcular $a_i \rightarrow a_i = 0$ si $u_i^k < \varepsilon$, de lo contrario $a_i = 2C(u_i^k - \varepsilon)/u_i^k$ si $u_i^k \geq \varepsilon$.
- 4: Calcular $\boldsymbol{\beta}^s$ y $\mathbf{b}^s \rightarrow$ ecuación (3.64)
- 5: Obtener la dirección descendiente \mathbf{P}^k del sistema en la ecuación (3.64)

$$\mathbf{P}^k = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\beta}^s - \boldsymbol{\beta}^{k+1} \\ (\mathbf{b}^s - \mathbf{b}^k)^T \end{pmatrix},$$

- 6: Calcular $\boldsymbol{\beta}^k, \mathbf{b}^k, k = k + 1$;

$$\begin{pmatrix} \boldsymbol{\beta}^{k+1} \\ (\mathbf{b}^{k+1})^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\beta}^k \\ (\mathbf{b}^k)^T \end{pmatrix} + \eta^k \mathbf{P}^k,$$

repetir

recalcular u_i^k y a_i

recalcular $\boldsymbol{\beta}^s$ y \mathbf{b}^s

hasta alcanzar convergencia $\rightarrow \|L_p(\boldsymbol{\beta}^{k+1}, \mathbf{b}^{k+1}) - L_p(\boldsymbol{\beta}^k, \mathbf{b}^k)\| < \text{tolerancia}$

El valor de η^k se obtiene usando un algoritmo backtracking [47], donde con $k = 1$, el valor de $\eta = 1$, y se verifica que $L_p(\boldsymbol{\beta}^{k+1}, \mathbf{b}^{k+1}) \leq L_p(\boldsymbol{\beta}^k, \mathbf{b}^k)$, si la anterior desigualdad no se cumple, se multiplica η^k por una constante positiva menor a 1, y se repite el procedimiento hasta cumplir la desigualdad.

Una vez calculados β^j , para cada vector \mathbf{x} se puede estimar la j -ésima observación y^j como $y^j = \psi^T(\mathbf{x}_i)\psi^T\beta^j$. Si se define la matriz β como $\beta = [\beta^1, \beta^2, \dots, \beta^Q]$, la observación Q , se puede estimar con la ecuación,

$$\mathbf{y} = \psi^T(\mathbf{x})\psi^T\beta = \mathbf{K}_x\beta, \quad (3.65)$$

donde \mathbf{K}_x es un vector que contiene el kernel del vector de entrada \mathbf{x} y los datos de entrenamiento. Una descripción detallada de este método puede ser revisada en [45].

3.4.3.1. Solución del problema inverso

Una vez obtenido la matriz de entrenamiento β , se plantea el problema inverso como un problema de optimización, de la forma

$$\text{minimizar}_{\mathbf{x}^*} g(\mathbf{x}) = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}^*\|^2, \quad (3.66)$$

donde $\hat{\mathbf{y}}$ es el vector de observaciones reales, \mathbf{y}^* es el vector de salida estimado con el modelo de regresión multidimensional de la ecuación (3.65), y \mathbf{x}^* es el vector de parámetros que minimizan la función objetivo $g(\mathbf{x})$. Reemplazando la ecuación (3.65) en la ecuación (3.66) se obtiene,

$$g(\mathbf{x}) = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{K}_x(\mathbf{x}^*, \mathbf{x})\beta\|^2, \quad (3.67)$$

donde por manipulación algebraica se llega a,

$$g(\mathbf{x}) = \hat{\mathbf{y}}^T\hat{\mathbf{y}} - 2\hat{\mathbf{y}}^T\mathbf{K}_x(\mathbf{x}^*, \mathbf{x})\beta + (\mathbf{K}_x(\mathbf{x}^*, \mathbf{x})\beta)^T\mathbf{K}_x(\mathbf{x}^*, \mathbf{x})\beta, \quad (3.68)$$

para obtener el vector de parámetros \mathbf{x}^* se ha utilizado el método de gradiente conjugado escalado, como se muestra en la siguiente ecuación

$$\mathbf{x}_{new} = \mathbf{x}_{old} + \eta\nabla L(\mathbf{x}), \quad (3.69)$$

utilizando la regla de la cadena se determina el gradiente ∇L , como

$$\nabla L(\mathbf{x}) = \frac{\partial g(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{K}_x} \cdot \frac{\partial \mathbf{K}_x}{\partial \mathbf{x}^*} = \left(-2\hat{\mathbf{y}}^T\beta + 2(\mathbf{K}_x(\mathbf{x}^*, \mathbf{x})\beta)^T\beta\right) \cdot \frac{\partial \mathbf{K}_x}{\partial \mathbf{x}^*} \quad (3.70)$$

se puede utilizar la función `scg` del toolbox Netlab [34] para la solución numérica de la ecuación (3.69) con un máximo de 200 iteraciones.

3.4.3.2. Metodología usando M-SVR

En el Algoritmo 5 se resume el procedimiento para calibrar los parámetros del horno de arco usando SVMs. La forma de obtener las matrices \mathbf{X} , \mathbf{Y} y \mathbf{D} se muestra en la

sección 3.4.2.4. En la sección 5.2.2 del capítulo de resultados se detalla el paso 4 del algoritmo.

Algoritmo 5. Regresión multidimensional basado en máquinas de soporte vectorial, aplicada al ajuste de los parámetros A , B , y C del modelo del horno de arco.

Requiere: Medidas reales de v_2 e i por fase y modelo matemático del horno de arco

1: Construcción de la matriz \mathbf{X} \rightarrow muestreo de \mathbf{x} usando *latin hypercube*

2: Construcción de la matriz \mathbf{Y} \rightarrow caracterización de v_2 e i simuladas

3: Construcción de la matriz \mathbf{D} \rightarrow caracterización de v_2 e i reales

4: Validación cruzada para determinar C , γ y ε .

construcción de la matriz \mathbf{X} de entrenamiento (70% de datos) y de validación

construcción de la matriz \mathbf{Y} de entrenamiento y de validación

Inicializar C , γ y ε \rightarrow se recomienda $C = \text{logspace}(0, 5, 10)$, $\gamma = \text{linspace}(15, 60, 10)$,

y $\varepsilon = \text{linspace}(0.05, 0.3, 6)$

repetir

calcular κ \rightarrow ecuación (3.63)

calcular la predicción sobre \mathbf{Y} \rightarrow ecuación (3.65)

calcular la matriz de error \mathbf{E} \rightarrow predicción de \mathbf{Y} – validación de \mathbf{Y} .

finalizar

seleccionar C , γ y ε de menor error promedio a través de las filas \mathbf{E}

5: Calcular la matriz de entrenamiento $\boldsymbol{\beta}$ \rightarrow Algoritmo 4

6: Resolver el problema de inversión

4. Reducción del PST usando un D-StatCom

4.1. Introducción

La calidad de la energía ha sido siempre una preocupación y un problema en los sistemas eléctricos de potencia, lo cual ha llevado a la búsqueda de alternativas avanzadas de solución que garanticen su operación de una manera confiable y segura. A niveles de distribución, en media y baja tensión, dispositivos basados en electrónica de potencia constituyen algunos de los adelantos tecnológicos más prometedores para tratar los nuevos desafíos en la operación de estos sistemas por parte de las empresas de distribución y de los usuarios finales. Uno de los dispositivos perteneciente a esta tecnología es el D-StatCom, el cual ha emergido como un elemento prometedor que puede ser utilizado para enfrentar los retos y problemas que se presentan actualmente en la calidad de la energía, siendo capaz gracias a esta tecnología de brindar la mejor solución costo efectividad en muchos de los casos [48]. Además, varias investigaciones resaltan las ventajas que tiene este dispositivo sobre el SVC, como de otras que se le reconocen sobre el DVR (DVR - *Dinamic Voltage Restorer*) que es otro dispositivo perteneciente a esta tecnología.

En este capítulo se presenta el D-StatCom como alternativa de solución para mitigar los problemas de calidad de energía causados por un horno de arco eléctrico, entre los que se destacan las fluctuaciones de voltaje en la banda de frecuencias de [0.5, 25] Hz que originan parpadeo o flickers en las instalaciones de iluminación, armónicas de corrientes pares e impares y desbalances en las formas de onda del voltaje y la corriente. Inicialmente se describe la configuración y el principio básico de funcionamiento del D-StatCom. Se describe la estrategia de control implementada para generar las señales moduladas por ancho de pulso o señales PWM (PWM - *Pulse Width Modulated*) que activan los interruptores electrónicos de potencia del inversor. Se presentan los diversos elementos de potencia que conforman el inversor y una metodología para su dimensionamiento.

4.2. Principales elementos del D-StatCom

El D-StatCom tiene como principal característica la capacidad de adaptarse a cambios que puedan ocurrir en la red eléctrica, en el contenido armónico de las señales de

voltajes y corriente, y en las fluctuaciones de tensión introducidas por cargas como hornos de arco eléctrico. No está constituido por una estructura rígida debido al sistema de control que contiene y es apto para formas de onda complejas, como son las que aparecen realmente en las redes eléctricas. Presenta varias ventajas frente a los sistemas de compensación de potencia reactiva pasiva, ya que minimiza la posibilidad de aparición de resonancias y además de reducir el contenido armónico en las formas de onda de los voltajes y corrientes de la red puede realizar otras funciones, como la de equilibrar las tensiones en el PCC y reducir las fluctuaciones de tensión a niveles permitidos por los estándares y normas [49].

La Figura 4-1, muestra la representación esquemática equivalente del circuito unifilar del D-StatCom. El circuito consiste en un convertidor trifásico de corriente continua a corriente alterna (i.e. inversor) fuente de voltaje VSI (VSI – *Voltaje Source Inverter*) conectado en derivación en el secundario del transformador T_2 a través de una interface inductiva L_s , usualmente representada por la inductancia de dispersión de los devanados del transformador de acople. Además, cuenta con un condensador en el lado de continua o CD (CD – *Corriente Directa*) del inversor para el intercambio de potencia reactiva con la red y un sistema de control diseñado con el propósito de reducir las variaciones de potencia reactiva absorbida por la carga.

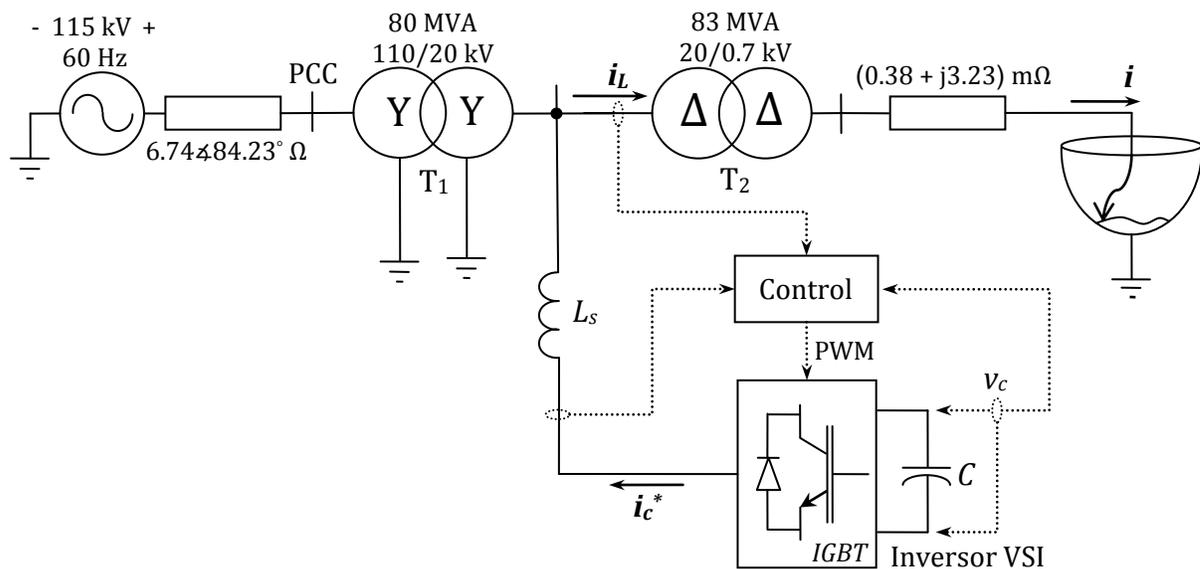


Figura 4-1. Conexión del D-StatCom, para mitigar las perturbaciones producidas por el horno de arco eléctrico.

4.3. Sistema de control

Dentro de las estrategias de control que se utilizan existen dos grupos, que están clasificadas de acuerdo al dominio de la variable, es decir, en el dominio de la frecuencia y en el dominio del tiempo. Las técnicas basadas en el dominio de la frecuencia realizan el análisis de las señales mediante la técnica de Fourier. Estos métodos requieren de sistemas de procesado con gran capacidad de cálculo y son

lentos de respuesta, ya que las señales de referencia se originan después de realizar el análisis en un periodo completo de las señales medidas [50]. En los métodos en el dominio del tiempo, se obtienen de forma instantánea las señales de referencia o de control que compensan las perturbaciones generadas por determinada carga. Su principal característica es la velocidad de respuesta ante posibles cambios que se presenten en la red, haciéndolos atractivos para cargas como hornos de arco eléctrico. Los requerimientos del sistema de control son los siguientes:

- i. Determinar de forma instantánea las corrientes trifásicas que debe inyectar el D-StatCom para minimizar las variaciones de la potencia reactiva absorbida por la carga.
- ii. Mantener en un valor casi constante el voltaje de continua o CD del inversor. Esto implica un flujo de potencia activa de la red de potencia al D-StatCom para mantener constante el voltaje en el lado de continua del inversor, y del mismo modo suplir las pérdidas de potencia activa en la conmutación de los interruptores del inversor.
- iii. Controlar las corrientes trifásicas que inyecta el D-StatCom al sistema de potencia, es decir, obligar a las corrientes trifásicas del D-StatCom a seguir a las corrientes de referencia trifásicas aportadas al mismo.

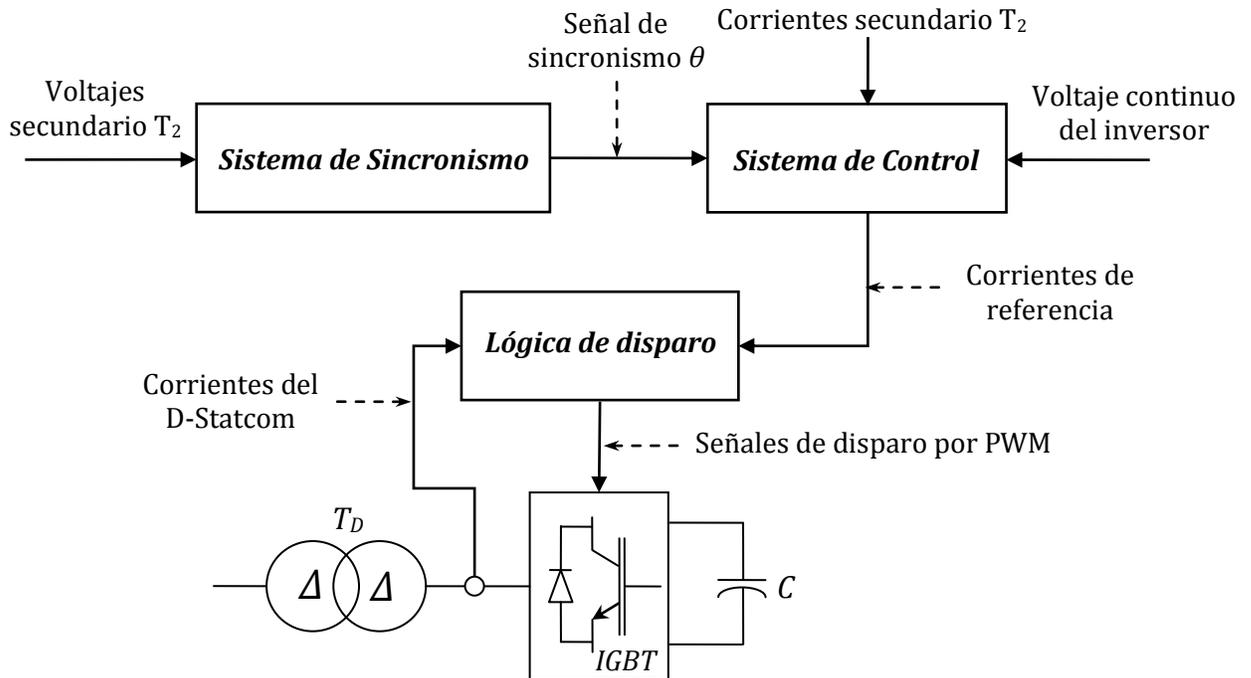


Figura 4-2. Diagrama de bloques del circuito de control del D-StatCom.

Las entradas del sistema de control son las corrientes y voltajes de fase en el secundario del transformador T_2 , las corrientes trifásicas del D-StatCom y el voltaje de CD del inversor. La salida del sistema de control son las señales de activación de los

dispositivos de potencia del inversor que sintetizan mediante su conmutación las señales de referencia. En la Figura 4-2, se muestra en diagrama de bloques el circuito de control del D-StatCom.

Es necesario sincronizar los voltajes de fase en el secundario del transformador T_2 con un nuevo sistema de referencia denominado $dq0$, esto con el fin de obtener más fácilmente las corrientes de referencia. El sincronismo de los voltajes se realiza con un oscilador de enganche de fase o PLL (PLL - *Phase Locked Loop*) [51].

Para complementar el sistema de control, es necesario de una lógica de disparo de los interruptores de potencia del inversor. Este bloque recibe las corrientes de control y las mediciones de la corriente que inyecta el D-StatCom, y a partir del error de control se generaran los pulsos de activación de los dispositivos del inversor.

4.3.1. Generación de las corrientes de referencia

El algoritmo para determinar las corrientes por fase de control, representadas por el vector $\mathbf{i}_c^* = [i_{ac}^* \ i_{bc}^* \ i_{cc}^*]^T$, se basa inicialmente en la transformación de las corrientes trifásicas no sinusoidales y desbalanceadas de la carga representadas por el vector columna $\mathbf{i}_L = [i_{aL} \ i_{bL} \ i_{cL}]^T$ e indicadas en la Figura 4-1, en un sistema de ejes en movimiento denominado $dq0$, y su posterior aplicación en la discriminación mediante filtrado de las componentes de corriente que interesan para la compensación.

La característica principal de este método es que permite obtener de forma directa las corrientes trifásicas de control, que en otros métodos son obtenidas a través del cálculo de la potencia instantánea [52].

La transformación de las corrientes trifásicas de la carga \mathbf{i}_L , al sistema de ejes en movimiento $dq0$, se hace usando la matriz de transformación de Park \mathbf{P} , que se describe en la ecuación (4.1), utilizada ampliamente en el estudio de las máquinas eléctricas.

$$\mathbf{i}_{dq} = \mathbf{P}\mathbf{i}_L, \quad (4.1)$$

donde $\mathbf{i}_{dq} = [i_d \ i_q]^T$ es el vector de corrientes de la carga en el sistema de ejes en rotación $dq0$.

La matriz de transformación de Park está dada en función de la matriz de Clarke \mathbf{T}_s y la matriz de rotación \mathbf{T}_e , como se expresa en la ecuación (4.2)

$$\mathbf{P} = \mathbf{T}_s \cdot \mathbf{T}_e, \quad (4.2)$$

inicialmente, la matriz de Clarke \mathbf{T}_s descrita en la ecuación (4.3), refiere las corrientes trifásicas de la carga \mathbf{i}_L en los ejes abc a un sistema de referencia estacionario $\alpha\beta$ y luego, la matriz de rotación \mathbf{T}_e refiere las corrientes de la carga en los ejes $\alpha\beta$ al sistema en movimiento dq .

$$\mathbf{T}_s = \frac{2}{3} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix}, \quad (4.3)$$

para determinar la matriz de rotación \mathbf{T}_e , se considera la Figura 4-3.

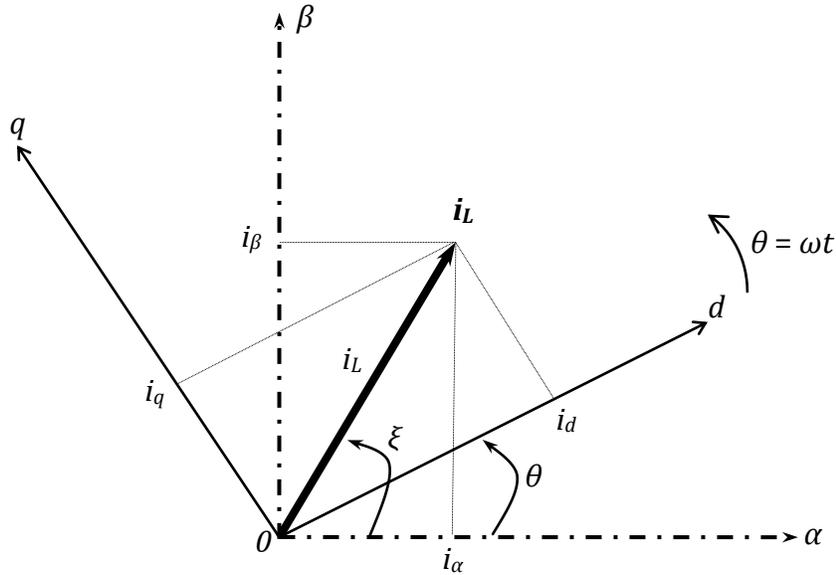


Figura 4-3. Transformación de coordenadas $\alpha\beta\theta$ a $dq\theta$.

En la figura, se ha considerado la proyección del vector espacial \mathbf{i}_L sobre el plano $\alpha\beta$ [52]. El vector \mathbf{i}_L tiene magnitud i_L y gira a una velocidad angular constante ω (frecuencia fundamental de los voltajes de la red) en sentido anti horario formando el ángulo ξ en cada instante con el eje α . Los ejes dq forman un ángulo de 90° , se mueven pivotados alrededor del origen y su posición en un momento determinado respecto al sistema de ejes estacionario $\alpha\beta$ está determinado por el valor del ángulo θ entre el eje d y el eje α .

La componente de \mathbf{i}_L en el eje d se define como i_d , y está dada como:

$$i_d = i_L \cos(\xi - \theta) = i_L [\cos(\xi)\cos(\theta) + \text{sen}(\xi)\text{sen}(\theta)],$$

$$i_d = i_L \cos(\xi)\cos(\theta) + i_L \text{sen}(\xi)\text{sen}(\theta),$$

definiendo $i_\alpha = i_L \cos(\xi)$ y $i_\beta = i_L \text{sen}(\xi)$, se tiene:

$$i_d = \cos(\theta)i_\alpha + \text{sen}(\theta)i_\beta, \quad (4.4)$$

donde i_α e i_β son las componentes de \mathbf{i}_L según los ejes α y β , respectivamente. La proyección de \mathbf{i}_L en el eje q se define como i_q , y está dada como:

$$\begin{aligned} i_q &= i_L \text{sen}(\xi - \theta) = i_L [\text{sen}(\xi) \cos(\theta) - \cos(\xi) \text{sen}(\theta)], \\ i_q &= i_L \text{sen}(\xi) \cos(\theta) - i_L \cos(\xi) \text{sen}(\theta), \\ i_q &= -\text{sen}(\theta) i_\alpha + \cos(\theta) i_\beta, \end{aligned} \quad (4.5)$$

de las ecuaciones (4.4) y (4.5), se obtiene la matriz de rotación $\mathbf{T}_e(\theta)$,

$$\mathbf{i}_{dq} = \mathbf{T}_e \cdot \mathbf{i}_{\alpha\beta} = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \text{sen}(\theta) \\ -\text{sen}(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{pmatrix}. \quad (4.6)$$

La matriz de transformación de Park \mathbf{P} , se determina con el producto matricial de \mathbf{T}_s y \mathbf{T}_e , como se indica en la ecuación (4.2).

En el caso de cargas sin conexión al neutro como es el caso del horno de arco eléctrico, las potencia instantáneas activa p y reactiva q de la carga, en función del vector de corrientes \mathbf{i}_{dq0} se determinan como [20]:

$$\begin{pmatrix} p \\ q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_d & u_q \\ u_q & -u_d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_d \\ i_q \end{pmatrix},$$

si el sistema de referencia $dq0$ está en sincronismo con las tensiones de fase del secundario del transformador T_2 , entonces la componente de voltaje en el eje q es igual a cero ($u_q = 0$) y las potencias se simplifican de la siguiente forma:

$$\begin{pmatrix} p \\ q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_d & 0 \\ 0 & -u_d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_d \\ i_q \end{pmatrix}, \quad (4.7)$$

de acuerdo con la ecuación (4.7), la corriente i_d es proporcional a la potencia activa instantánea y la corriente i_q es proporcional a la potencia reactiva instantánea. En el caso general de cargas no lineales y/o desbalanceadas, las corrientes i_d e i_q , tienen componentes continuas de corriente o de CD y componentes alternas o de CA (CA – Corriente Alterna). Las componentes de corriente de CD de i_d e i_q son proporcionales a los valores promedios de las potencias instantáneas p y q respectivamente, originadas por las componentes de secuencia positiva de voltajes y corrientes de la carga. Las componentes de CA están conformadas por ondas sinusoidales con frecuencias múltiplos de la frecuencia fundamental de la red ω y corresponden a la contribución de los armónicos y/o a la presencia de las componentes de secuencia negativa de las corrientes y tensiones de la carga [53]. Lo anterior se puede representar con las siguientes ecuaciones:

$$i_d = \bar{i}_d + \tilde{i}_d, \quad (4.8)$$

$$i_q = \bar{i}_q + \tilde{i}_q, \quad (4.9)$$

Con base en lo anterior, la matriz \mathbf{P} al transformar las corrientes trifásicas de la carga a un sistema de ejes en movimiento cuya posición en cualquier instante de tiempo queda definida mediante el conocimiento del ángulo θ , permite discriminar las componentes de corriente que interesan para la compensación, siempre y cuando el ángulo θ esté en sincronismo con los voltajes de fase en el secundario de T_2 . El sincronismo se realiza usando el PLL.

El proceso de sincronización consiste en alinear el vector de tensiones trifásicas $\mathbf{v}_{abc} = [v_{as} \ v_{bs} \ v_{cs}]^T$ del secundario de T_2 con el eje d del sistema móvil de coordenadas, que gira a la frecuencia fundamental de la red ω y con el sentido de giro correspondiente a la secuencia positiva de tensiones.

Con lo anterior, las corrientes de la carga se simplifican considerablemente en el marco de referencia $dq0$, puesto que las componentes de corriente que giren a la frecuencia ω (componentes fundamentales) y con igual sentido de giro se percibirán como valores constantes, mientras que las demás componentes asociadas con el contenido armónico y las componentes de secuencia negativa, aparecen como señales de alternas, lo cual facilita su discriminación usando un filtro pasa bajo [50].

Con base en el análisis anterior, para determinar las corrientes de control o de referencia \mathbf{i}_c^* , se parte de que el sistema de alimentación suministré las componentes promedio de las corrientes i_d e i_q , sumada a la corriente que requiera el D-StatCom denominada I_v para mantener el voltaje CD del inversor constante como se mostrará más adelante, por lo que el D-StatCom suministrará a la carga las componentes restantes de las corrientes i_d e i_q .

Se espera entonces con base en esta estrategia de control, reducir las variaciones de la potencia reactiva instantánea del sistema de alimentación, reducir el índice de distorsión armónica THD de voltajes y corrientes, y equilibrar los desbalances presentes en las formas de onda de los voltajes y corrientes en el PCC.

Las corrientes que debe de inyectar el D-StatCom en el sistema de referencia $dq0$ son:

$$\kappa_d = \tilde{i}_d - i_z \quad (4.10)$$

$$\kappa_q = \tilde{i}_q \quad (4.11)$$

Las corrientes trifásicas de control, se determinan considerando las corrientes en las ecuaciones (4.10) y (4.11), y un circuito limitador de potencia que se describe a continuación.

4.3.2. Circuito limitador de la corriente inyectada por el D-StatCom

Con el propósito de limitar la corriente entregada por el D-StatCom para proteger los dispositivos de estado sólido que conforman el inversor, se ha considerado en el sistema de control un bloque que realice esta función.

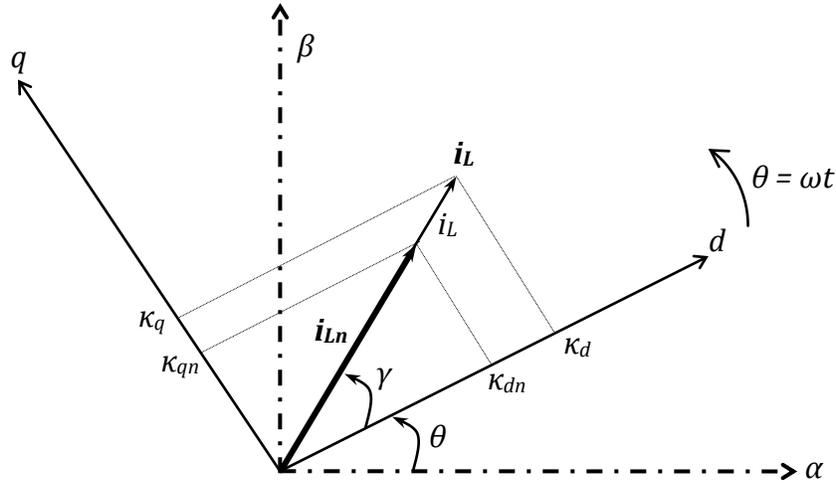


Figura 4-4. Vector de corrientes de línea trifásico del D-StatCom en el sistema de referencia rotatorio $dq0$.

En la figura anterior, i_{Ln} representa el vector modificado de las corrientes de la carga, con magnitud i_{Ln} y ángulo γ con el eje d del sistema de referencia $dq0$. La relación entre i_{Ln} y las corrientes κ_d y κ_q es:

$$i_{Ln} = \sqrt{\kappa_d^2 + \kappa_q^2}, \quad (4.12)$$

además, de la Figura 4-4, se tiene que:

$$\gamma = \tan^{-1} \left(\frac{\kappa_q}{\kappa_d} \right). \quad (4.13)$$

Se puede limitar la magnitud del vector de corriente i_{Ln} a un valor máximo especificado, de acuerdo a las características nominales de los dispositivos de potencia que conforman el inversor, por lo que las nuevas corrientes de referencia en el marco de referencia $dq0$ definidas como κ_{dn} y κ_{qn} se determinan en función de i_{Ln} luego de pasar a través de un bloque limitador, como:

$$\kappa_{dn} = i_{Ln} \cos(\gamma), \quad (4.14)$$

$$\kappa_{qn} = i_{Ln} \sin(\gamma), \quad (4.15)$$

A partir de las ecuaciones (4.14) y (4.15), se obtienen las corrientes de referencia del circuito de control \mathbf{i}_c^* en el sistema de referencia trifásico, usando la matriz inversa de Park,

$$\mathbf{i}_c^* = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{K}_{dq0}, \quad (4.16)$$

el vector de corrientes de referencia \mathbf{i}_c^* se aportan a un circuito PWM de banda adaptativa de histéresis (que se describe más adelante) junto con las corrientes trifásicas del D-StatCom representadas por el vector columna \mathbf{i}_c , para generar el vector de pulsos de disparo $\boldsymbol{\mu}$ que activan y desactivan los seis dispositivos de potencia del inversor, como se muestra en el diagrama de bloques de la Figura 4-5.

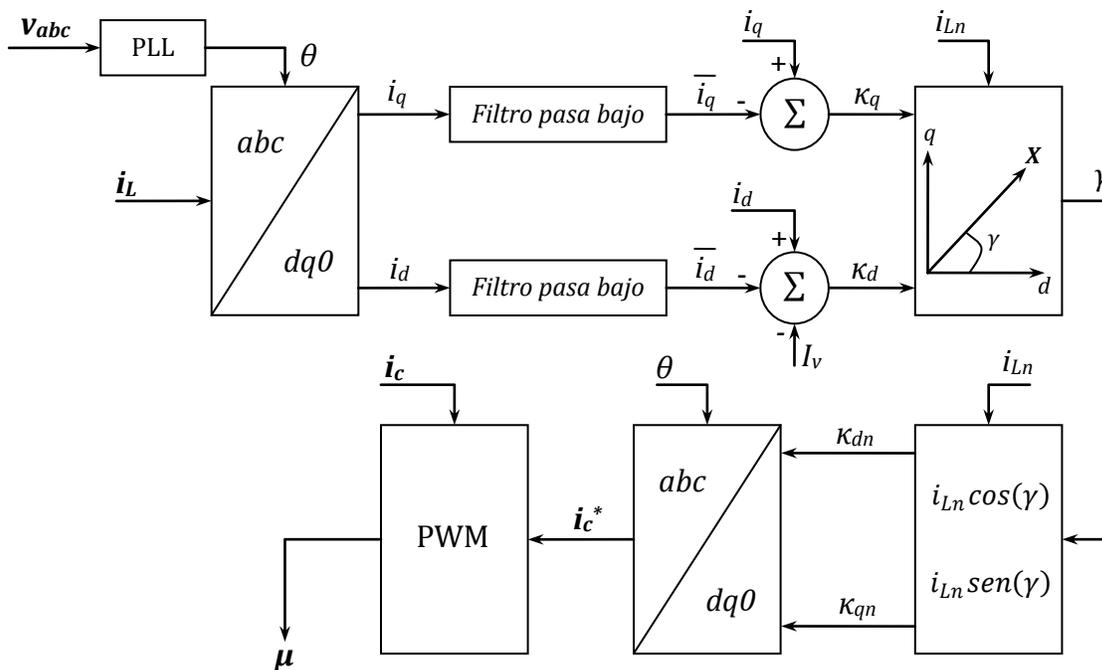


Figura 4-5. Diagrama de bloques de la generación de las señales de control.

4.3.3. Cálculo de I_v a través de un control PI del voltaje CD del inversor

Como se mencionó anteriormente, el D-StatCom requiere para su operación mantener constante el voltaje CD del inversor. Esto se realiza a través de un control de tipo proporcional integral PI (PI - *Proportional-Integral*), como se muestra en la Figura 4-6.

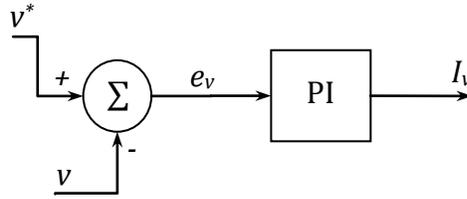


Figura 4-6. Control PI del voltaje de continua del inversor.

La diferencia entre el voltaje de referencia v^* y el voltaje medido v en el lado de CD del inversor, determinan el error de control e_v que pasa a través de un controlador PI para determinar la corriente de control I_v . A continuación se muestra un procedimiento para determinar el valor de la constante proporcional k_p del controlador [52].

La energía almacenada por el condensador C del lado CD del inversor en cualquier instante de tiempo, se puede expresar como:

$$E_{dc} = \frac{1}{2} C v^2. \quad (4.17)$$

Si v^* es la tensión de referencia del voltaje de cd del inversor, la variación de energía por el condensador a lo largo de un ciclo del periodo de las tensiones de la red es:

$$\begin{aligned} \Delta E_{dc} &= \frac{1}{2} C v^{*2} - \frac{1}{2} C v^2, \\ \Delta E_{dc} &= \frac{1}{2} C (v^{*2} - v^2) = \frac{1}{2} C (v^* + v)(v^* - v), \\ \Delta E_{dc} &= \frac{1}{2} C (v^* + v) e_v, \end{aligned} \quad (4.18)$$

realizando la siguiente aproximación $v^* + v = 2v^*$, se tiene:

$$\Delta E_{dc} = C v^* e_v. \quad (4.19)$$

Esta variación de carga en el condensador es compensada mediante el consumo de potencia activa del sistema de alimentación P_c en un intervalo de tiempo de un periodo de las tensiones de la red T , como se describe en la siguiente ecuación:

$$\Delta E_{dc} = \int_{t_0}^{t_0+T} P_c dt, \quad (4.20)$$

usando la siguiente expresión para la potencia P_c ,

$$P_C = 3V_m \text{sen}(\omega t - \theta_v) \cdot I_v \text{sen}(\omega t - \theta_i), \quad (4.21)$$

donde V_m es el valor pico de las tensiones de fase del secundario del transformador T_2 , θ_v es el ángulo de fase del voltaje correspondiente de la fase a , I_v es la magnitud de la corriente sinusoidal que fluye del sistema de potencia hacia el D-StatCom. Para que no se presenten flujos de potencia reactiva del sistema de alimentación a la red se debe de cumplir que:

$$\theta_v = \theta_i,$$

reemplazando la ecuación (4.21) en la ecuación (4.20) se tiene

$$\Delta E_{dc} = \int_{t_o}^{t_o+T} 3V_m \text{sen}(\omega t - \theta_v) \cdot I_v \text{sen}(\omega t - \theta_i) dt,$$

$$\Delta E_{dc} = 3V_m I_v \int_{t_o}^{t_o+T} \text{sen}(\omega t - \theta_v) \cdot \text{sen}(\omega t - \theta_i) dt,$$

realizando la integral indicada donde t_o es una constante arbitraria, se obtiene que

$$\Delta E_{dc} = \frac{3}{2} V_m I_v T,$$

teniendo en cuenta que $T = 1/f$, con f la frecuencia fundamental de las tensiones de la red, se obtiene

$$\Delta E_{dc} = \frac{3V_m I_v}{2f}, \quad (4.22)$$

igualando las ecuaciones (4.19) y (4.22)

$$\frac{3V_m I_v}{2f} = C e_v v^*,$$

despejando en la anterior ecuación para I_v

$$I_v = \frac{2fCv^*}{3V_m} e_v, \quad (4.23)$$

el valor de la constante proporcional k_p del controlador es el coeficiente de la señal de error de voltaje e_v en la ecuación anterior, así:

$$k_p = \frac{2fCv^*}{3V_m}. \quad (4.24)$$

4.3.4. PWM usando banda adaptiva de histéresis

El control por banda de histéresis de corriente es ampliamente utilizado en los filtros activos de potencia [54]. Su principal característica es que la generación de la señal de referencia y su modulación se realiza simultáneamente, haciendo que este método de control sea capaz de suministrar la respuesta dinámica más rápida posible, razón que lo hace el más utilizado respecto a otras técnicas de control [55].

Entre las ventajas de esta técnica de control está su sencilla estructura, estabilidad a variaciones que pueda presentar la carga y simplicidad en la implementación. La principal desventaja que presenta en su versión convencional, es que la frecuencia de conmutación varía durante un periodo de la frecuencia fundamental de la red, resultando a veces en una operación irregular del inversor y aumentando las pérdidas por conmutación [54].

En la versión convencional del control por histéresis de corriente, las corrientes inyectadas por el D-StatCom al sistema de potencia son medidas y comparadas de forma instantánea con las corrientes de referencia. La señal de error resultante e es aplicada a un circuito comparador de histéresis de amplitud fija HB (HB – *Hysteresis Bandwidth*) que, dependiendo del ancho de la banda de histéresis y del valor instantáneo de la señal de error, genera los pulsos de activación μ de los dispositivos semiconductores del inversor. Así, mientras que la desviación de la corriente inyectada en el sistema respecto a la corriente de referencia no supere el ancho de la banda de histéresis el inversor mantiene el estado de conmutación. Una representación esquemática de este control por fase es mostrada en la Figura 4-7.

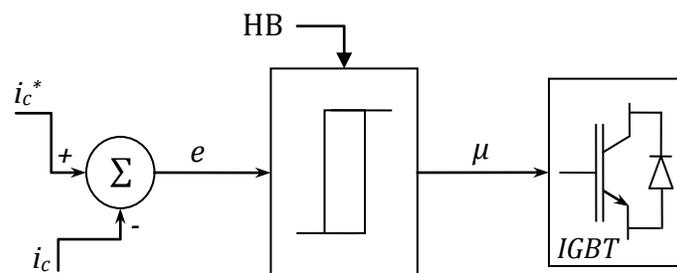


Figura 4-7. Esquema del control de corriente por banda de histéresis convencional.

La lógica de control está dada de la siguiente forma:

$$\text{si } i_c < (i_c^* - \text{HB}) \text{ entonces } \mu = 1,$$

$$\text{si } i_c > (i_c^* + \text{HB}) \text{ entonces } \mu = 0.$$

En el control de corriente por banda adaptativa de histéresis, la amplitud de la ventana de histéresis HB es modificada en cada instante de tiempo para mantener la frecuencia de conmutación de los dispositivos de potencia del inversor casi constante, mejorando de esta manera la desventaja que presenta la versión convencional del control por histéresis. El valor del ancho de banda HB se determina como sigue. Considerando el inversor de tres ramas con condensador repartido que se muestra en la Figura 4-8.

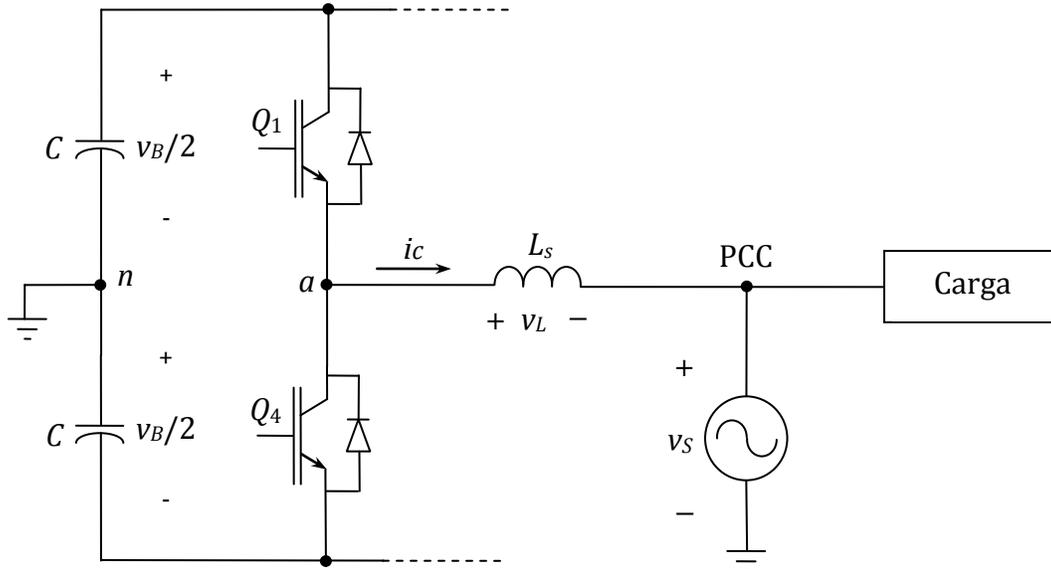


Figura 4-8. Diagrama de fase del inversor trifásico con condensador repartido conectado al sistema de potencia.

En la Figura 4-8, se muestra la rama de la fase a del inversor con la inductancia L_s de enlace a la red de potencia representada por una fuente de voltaje sinusoidal de valor v_s . La Figura 4-9, muestra la forma de onda de la corriente i_c y el voltaje v_{an} de la fase a del inversor.

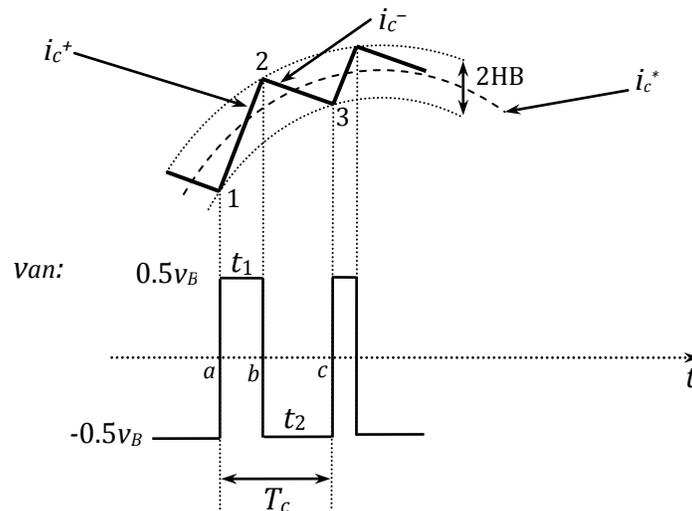


Figura 4-9. Formas de onda usando control por banda de histéresis de corriente.

La corriente lineal descendente i_c^- tiende a cruzar la banda inferior de histéresis en el punto 1 donde el transistor Q_1 es activado. La corriente lineal ascendente i_c^+ luego toca la banda superior en el punto 2, donde el transistor Q_4 es activado [56]. Considerando que, en el periodo de conmutación T_c la magnitud del voltaje v_s se mantiene casi constante y que la corriente de referencia i_c^* es lineal, se pueden escribir las siguientes ecuaciones en los respectivos intervalos de conmutación t_1 y t_2 :

$$\frac{d}{dt}i_c^+ = \frac{1}{L_s} \left(\frac{v_B}{2} - v_s \right), \quad (4.25)$$

$$\frac{d}{dt}i_c^- = -\frac{1}{L_s} \left(\frac{v_B}{2} + v_s \right), \quad (4.26)$$

donde L_s es el valor de la inductancia de enlace, i_c^+ es la corriente lineal ascendente y i_c^- es la corriente lineal descendente. De la geometría de la Figura 4-9, en el intervalo t_1 :

$$\frac{d}{dt}i_c^+ = \frac{[i_c^*(b) + \text{HB}] - [i_c^*(a) - \text{HB}]}{b - a} = \frac{i_c^*(b) + \text{HB} - i_c^*(a) + \text{HB}}{t_1}, \quad (4.27)$$

$$\frac{d}{dt}i_c^* = \frac{i_c^*(b) - i_c^*(a)}{b - a} = \frac{i_c^*(b) - i_c^*(a)}{t_1}, \quad (4.28)$$

multiplicando las ecuaciones (4.27) y (4.28) por t_1 :

$$t_1 \frac{d}{dt}i_c^+ = i_c^*(b) - i_c^*(a) + 2\text{HB}, \quad (4.29)$$

$$t_1 \frac{d}{dt}i_c^* = i_c^*(b) - i_c^*(a), \quad (4.30)$$

restando la ecuación (4.30) de la ecuación (4.29):

$$t_1 \frac{d}{dt}i_c^+ - t_1 \frac{d}{dt}i_c^* = 2\text{HB}, \quad (4.31)$$

de la geometría de la Figura 4-9, considerando el intervalo t_2 ,

$$\frac{d}{dt}i_c^- = \frac{[i_c^*(c) - \text{HB}] - [i_c^*(b) + \text{HB}]}{c - b} = \frac{i_c^*(c) - \text{HB} - i_c^*(b) - \text{HB}}{t_2}, \quad (4.32)$$

$$\frac{d}{dt}i_c^* = \frac{i_c^*(c) - i_c^*(b)}{c - b} = \frac{i_c^*(c) - i_c^*(b)}{t_2}, \quad (4.33)$$

multiplicando las ecuaciones (4.32) y (4.33) por t_2 :

$$t_2 \frac{d}{dt} i_c^- = i_c^*(c) - i_c^*(b) - 2HB, \quad (4.34)$$

$$t_2 \frac{d}{dt} i_c^* = i_c^*(c) - i_c^*(b), \quad (4.35)$$

restando la ecuación (4.35) de la ecuación (4.34):

$$t_2 \frac{d}{dt} i_c^- - t_2 \frac{d}{dt} i_c^* = -2HB, \quad (4.36)$$

además, la frecuencia de conmutación es:

$$t_1 + t_2 = T_c = \frac{1}{f_c}, \quad (4.37)$$

sumando las ecuaciones (4.31) y (4.36), y reemplazando la ecuación (4.37),

$$t_1 \frac{d}{dt} i_c^+ + t_2 \frac{d}{dt} i_c^- - \frac{1}{f_c} \frac{d}{dt} i_c^* = 0, \quad (4.38)$$

restando la ecuación (4.36) de la ecuación (4.31),

$$t_1 \frac{d}{dt} i_c^+ - t_2 \frac{d}{dt} i_c^- - (t_1 - t_2) \frac{d}{dt} i_c^* = 4HB, \quad (4.39)$$

sustituyendo las ecuaciones (4.25) y (4.26) en la ecuación (4.38),

$$\begin{aligned} \frac{t_1}{L} \left(\frac{v_B}{2} - v_s \right) - \frac{t_2}{L} \left(\frac{v_B}{2} + v_s \right) - \frac{1}{f_c} \frac{d}{dt} i_c^* &= 0, \\ t_2 - t_1 &= -\frac{2L_s}{v_B f_c} \left(\frac{v_s}{L} + \frac{d}{dt} i_c^* \right), \end{aligned} \quad (4.40)$$

se sustituyen las ecuaciones (4.25), (4.26) y (4.40) en la ecuación (4.39), para obtener la ecuación de HB,

$$4HB = \frac{t_1}{L_s} \left(\frac{v_B}{2} - v_s \right) + \frac{t_2}{L_s} \left(\frac{v_B}{2} + v_s \right) - \frac{2L_s}{v_B f_c} \left(\frac{v_s}{L_s} + \frac{d}{dt} i_c^* \right) \frac{d}{dt} i_c^*,$$

realizando la siguiente sustitución:

$$m = \frac{d}{dt} i_c^*,$$

se tiene:

$$4\text{HB} = \frac{v_B}{2L_s}(t_1 + t_2) + \frac{v_s}{L_s}(t_2 - t_1) - \frac{2v_s m}{v_B f_c} - \frac{2L_s}{v_B f_c} m^2, \quad (4.41)$$

reemplazando la ecuación (4.40) en la ecuación (4.41),

$$4\text{HB} = \frac{v_B}{2L_s f_c} - \frac{2v_s}{L_s} \frac{L_s}{v_B f_c} \left(\frac{v_s}{L_s} + m \right) - \frac{2v_s m}{v_B f_c} - \frac{2L_s}{v_B f_c} m^2,$$

por manipulación algebraica se puede obtener

$$\text{HB} = \frac{v_B}{8L_s f_c} \left[1 - \frac{4L_s^2}{v_B^2} \left(\frac{v_s}{L_s} + m \right)^2 \right], \quad (4.42)$$

La ecuación (4.42) muestra el ancho de la ventana de histéresis HB como una función de la frecuencia de conmutación, el voltaje CD del inversor, el voltaje de fase en el secundario del transformador T_2 y la derivada de la corriente de referencia. Para una frecuencia de conmutación casi constante, el ancho de banda de histéresis HB es función de la corriente de referencia y el voltaje de continua del inversor. Para una carga no lineal balanceada, los anchos de banda HB por fase están desfasados 120° [56].

4.4. Elementos del circuito de potencia

4.4.1. Inversor fuente de voltaje VSI

Las topologías típicas para el inversor del D-StatCom son el arreglo de tres ramas en puente completo, la topología de tres ramas con condensador repartido, arreglos de inversores monofásicos para conformar una estructura trifásica y el inversor trifásico de tres niveles tipo NPC (NPC - *Neutral Point Clamped*) [51]. La topología del inversor empleada en este proyecto es el de tres ramas en puente completo, su aplicación en la compensación de potencia reactiva de redes trifásicas fue presentada por Akagi a finales del pasado siglo [52].

La topología del inversor mostrada en la Figura 4-8 tiene la ventaja de utilizar menos interruptores de potencia que los otros arreglos mencionados, idealmente se utilizan dos interruptores por fase, totalizando 6 dispositivos semiconductores. Otra ventaja que presenta esta topología, es que las tres ramas del inversor trabajan de manera independiente, es decir, la tensión de salida de cada fase depende únicamente del

estado de sus dos inversores de la fase respectiva. Esta característica facilita el control de la tensión de salida.

4.4.2. Dimensionamiento del condensador

La función principal del condensador conectado en el lado CD del inversor, es actuar como una fuente de voltaje de CD, permitiendo el funcionamiento del inversor como fuente de tensión VSI. También, el condensador sirve como acumulador temporal de potencia reactiva permitiendo un intercambio entre el sistema eléctrico y el D-Statcom.

El planteamiento utilizado para determinar el valor del condensador se basa en el principio de conservación de la energía [57], y considerando el hecho de que el condensador inyectará o absorberá de la red las fluctuaciones de potencia reactiva generada por los cambios en la impedancia de la carga, con el objetivo de mantener la potencia reactiva entregada por la red eléctrica (o el operador de red) casi constante [57].

En los elementos capacitivos, la energía disponible para la compensación se establece mediante la medida de tensión continua de entrada del condensador como se expresa en la ecuación (4.17). Considerando la ecuación (4.17) y las siguientes posibles situaciones, se establece el procedimiento matemático para determinar el valor de la capacitancia C del inversor.

La primera situación que se considera es un aumento de la componente fundamental de la corriente de la carga. Cuando la corriente de carga aumenta, la energía almacenada en el capacitor debe ser liberada de inmediato para suplir el aumento de la potencia reactiva demandada por la carga. Usando el principio de conservación de la energía se establece lo siguiente:

$$\frac{1}{2}C(V_{cr}^2 - V_{cmin}^2) = \frac{3}{2} \frac{V_m \Delta I_{L1}}{f}, \quad (4.43)$$

donde, V_{cr} es el voltaje de referencia o de control en el lado de CD del inversor, V_{cmin} es el mínimo voltaje permitido para la capacitancia cuando el D-StatCom inyecta potencia reactiva al sistema, ΔI_{L1} es el incremento del valor pico de la componente fundamental de la corriente de la carga, V_m es el voltaje de pico de fase en el punto de conexión del D-StatCom y f es la frecuencia eléctrica de la red. Despejando el valor de C en la ecuación (4.43),

$$C = 3 \frac{V_m \Delta I_{L1}}{f(V_{cr}^2 - V_{cmin}^2)}, \quad (4.44)$$

En la aplicación con cargas como el horno de arco eléctrico, es necesario conocer la corriente de corto circuito del horno en el punto de conexión del D-StatCom y el valor

de la corriente de operación normal (valores de operación nominal) determinar el incremento de la corriente del horno.

La segunda situación a considerar es cuando se presenta una disminución en la componente fundamental de la corriente de carga, que es similar a un aumento en la magnitud de la impedancia de carga lo que conlleva a una reducción en la corriente y en la potencia reactiva de la carga. Con el propósito de mantener en un valor constante la potencia reactiva de la red de alimentación, la potencia reactiva extra (la diferencia entre la potencia reactiva nominal y la potencia reactiva actual) será almacenada por la capacitancia C para ser liberada cuando la carga lo requiera. De nuevo, a partir del principio de conservación de la energía se establece que,

$$\frac{1}{2}C(V_{cmax}^2 - V_{cr}^2) = \frac{3}{2} \frac{V_m \Delta I_{L2}}{f}, \quad (4.45)$$

donde, V_{cmax} es el voltaje máximo permitido para el capacitor C y ΔI_{L2} representa la disminución de la componente fundamental de la corriente de la carga. Despejando el valor de la capacitancia de la ecuación anterior, se tiene que

$$C = 3 \frac{V_m \Delta I_{L2}}{f(V_{cmax}^2 - V_{cr}^2)}, \quad (4.46)$$

considerando el horno de arco eléctrico como carga, el valor de ΔI_{L2} se puede establecer como la diferencia entre la corriente nominal y la corriente de circuito abierto en el lado de la carga, que es similar al estado de circuito abierto debido a la interrupción del arco eléctrico en los tres electrodos.

La última situación a considerar para el cálculo de C está relacionada con el efecto de las componentes armónicas de la corriente de la carga. Este caso tiene en cuenta la naturaleza no-lineal de la carga y el hecho de que los armónicos de la corriente alteran la energía almacenada en el condensador, cargándolo y descargándolo continuamente. A partir del principio de conservación de la energía,

$$\frac{1}{2}C(V_{cmax}^2 - V_{cmin}^2) = \frac{3}{2} \frac{V_m \Delta I_{L3}}{2f}, \quad (4.47)$$

donde, ΔI_{L3} es el valor eficaz de los armónicos de la corriente de carga. Cabe mencionar que, en la ecuación anterior se ha considerado que la armónica de orden dos existe y afecta el cálculo de C al considerar dos veces la frecuencia de la red en el denominador. A partir de la ecuación anterior, se establece el valor de C como,

$$C = \frac{3}{2} \frac{V_m \Delta I_{L3}}{f(V_{cmax}^2 - V_{cmin}^2)}, \quad (4.48)$$

Finalmente, el valor del condensador del D-Statcom se ajusta con el valor máximo determinado a partir de las ecuaciones (4.44), (4.46) y (4.48).

4.4.3. Interfaz inductiva para la conexión a la red de potencia

En los convertidores de potencia con la estructura de inversor trifásico en fuente de tensión VSI, es necesario conectar una inductancia entre la red y el convertidor, para que el conjunto se comporte como una fuente de corriente, ya que el inversor con el condensador situado en el lado CD, actúan como una fuente de tensión, por lo que su conexión directa en paralelo a la red eléctrica sería inapropiada. Este acople se da a través de una inductancia, representada por la reactancia de dispersión de un transformador trifásico usualmente Δ - Δ [58].

Los transformadores convencionales son diseñados con una reactancia de dispersión alrededor del 5 al 10% de su impedancia base. Sin embargo, los transformadores empleados en aplicaciones con dispositivos basados en electrónica de potencia como el D-Statcom, usualmente se diseñan con una reactancia de dispersión mayor, en el rango de 15 al 20% [58]. El valor elevado de la reactancia de dispersión en estos casos, es con el propósito de reducir las componentes de alta frecuencia en los voltajes de la red, producto de las conmutaciones de los interruptores de potencia del inversor, además, como se indica en [58], un valor alto de la reactancia de dispersión reduce las corrientes de falla del sistema en caso de presentarse un cortocircuito entre las válvulas del transformador.

En el caso de un transformador trifásico con una potencia nominal de 30 MVA y voltaje nominal de línea en el primario de 13.8 kV, en cuyo lado de baja se encuentra conectado el convertidor de potencia, la reactancia de dispersión en lado de alta con un porcentaje del 20% de su valor base es 1.39Ω .

5. Resultados

5.1. Calibración de los parámetros k_1 , k_2 y k_3

En esta sección se presentan los resultados obtenidos en las salidas del modelo del horno de arco eléctrico una vez calibrados los parámetros k_1 , k_2 y k_3 en cada una de las fases, usando tres métodos. Una comparación de resultados se muestra al final de la sección. Las formas de onda reales de voltajes y corrientes que se utilizan para la calibración, tienen las características que se indican en la sección 3.2.

5.1.1. Regresión Bayesiana lineal

De acuerdo a la secuencia de este algoritmo (Algoritmo 1), se requiere inicialmente calcular la derivada de cada una de las corrientes (por fase) del arco eléctrico. Para esto, se han usado 85 funciones base Gaussianas con un factor de escala s de 0.001 y mínimos cuadrados, para sintetizar las corrientes según las ecuaciones (3.9) y (3.10), luego, se realiza la derivada de forma analítica. De esta misma forma se ha determinado $x_2 = u(du/dt)$ para la ecuación lineal (3.8).

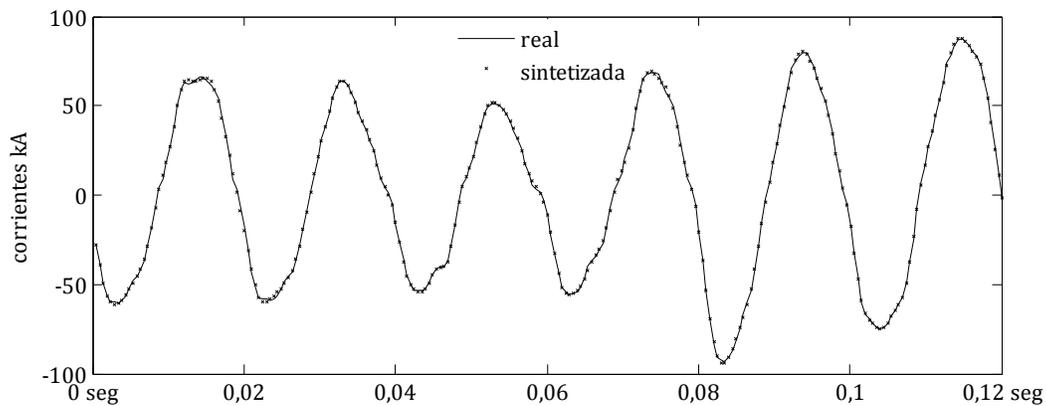


Figura 5-1. Corriente del arco en la fase a , real y sintetizada usando funciones base Gaussianas.

En la Figura 5-1 se muestran las corrientes real y sintetizada del arco eléctrico en una de las fases. De acuerdo a la figura, estas formas de onda son prácticamente iguales. Para comprender la relación entre los parámetros k_1 , k_2 y k_3 en cada fase, se realizaron las gráficas que se muestran en la Figura 5-2 y la Figura 5-3. En la Figura 5-2 se muestra el comportamiento de las constantes k_{1n} donde $n = \{a, b, c\}$ (modelo trifásico) en función de k_3 en el rango $[1, 50]$, que corresponden a valores típicos de operación [17].

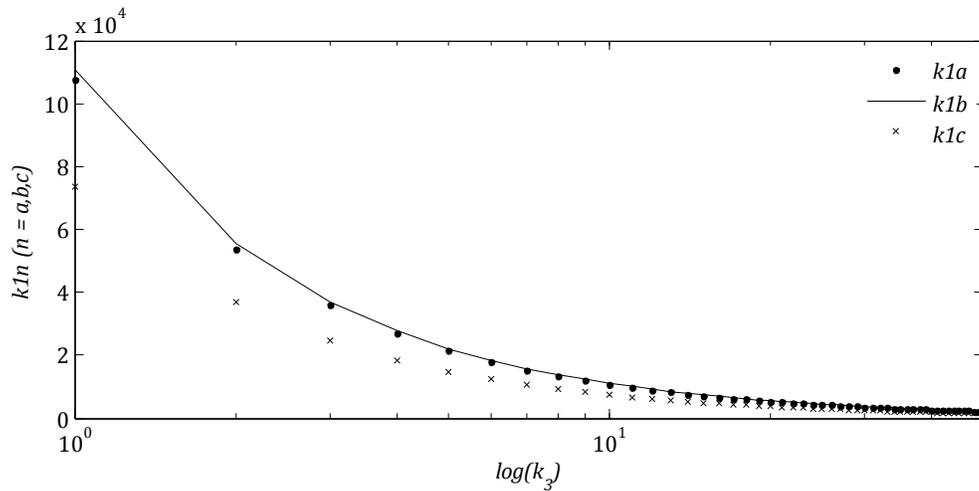


Figura 5-2. Comportamiento de k_{1n} ($n = a, b, c$) en función de k_3 para cada fase.

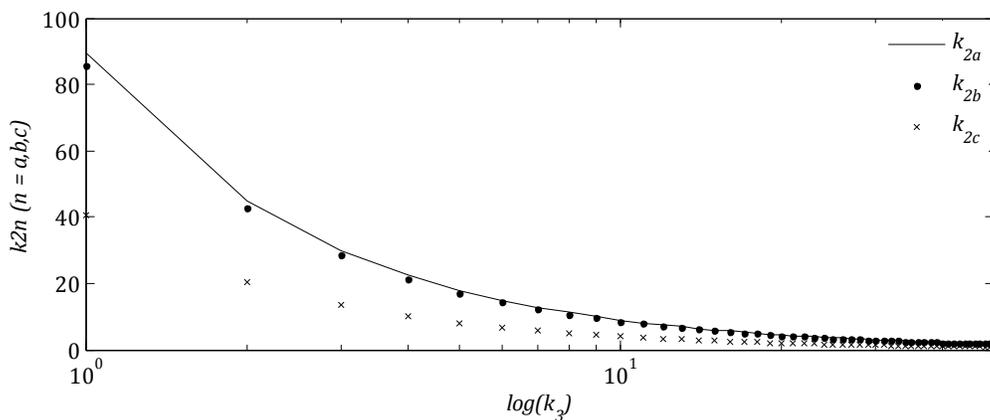


Figura 5-3. Comportamiento de k_{2n} ($n = a, b, c$) en función de k_3 para cada fase.

En la Figura 5-2 se observa que la constante k_1 para las fases a y b presenta un comportamiento similar con la variación de k_3 ; sin embargo, la constante para la fase c presenta valores menores respecto a las de las otras fases. Esto se debe a las diferencias que presentan las formas de onda reales de tensión y corriente del arco eléctrico de la fase c , respecto a las demás fases. Además, se observa en la gráfica que un aumento en la variable k_3 debe ser compensado con la reducción en los valores de las otras dos constantes. Un comportamiento similar para los parámetros k_{2n} con $n =$

$\{a, b, c\}$ en función de k_3 se muestra en la Figura 5-3. Haciendo k_3 igual a seis para cada fase, se obtienen los valores que se indican en la Tabla 5-1 para los demás parámetros por fase del modelo.

Tabla 5-1. Parámetros k_1 y k_2 usando regresión Bayesiana lineal.

	Fase <i>a</i>	Fase <i>b</i>	Fase <i>c</i>
k_1	17937	18480	12252
k_2	14.91	14.27	6.75

Con los parámetros de la Tabla 5-1 se realizó la simulación del modelo del horno de arco. En la Figura 5-4 (a) se muestran las corrientes del arco eléctrico trifásicas reales y en la Figura 5-4 (b) las simuladas. En la Figura 5-5 (a) se muestran las gráficas de los voltajes de fase reales en el secundario del transformador T_2 , y en la Figura 5-5 (b) los obtenidos es simulación.

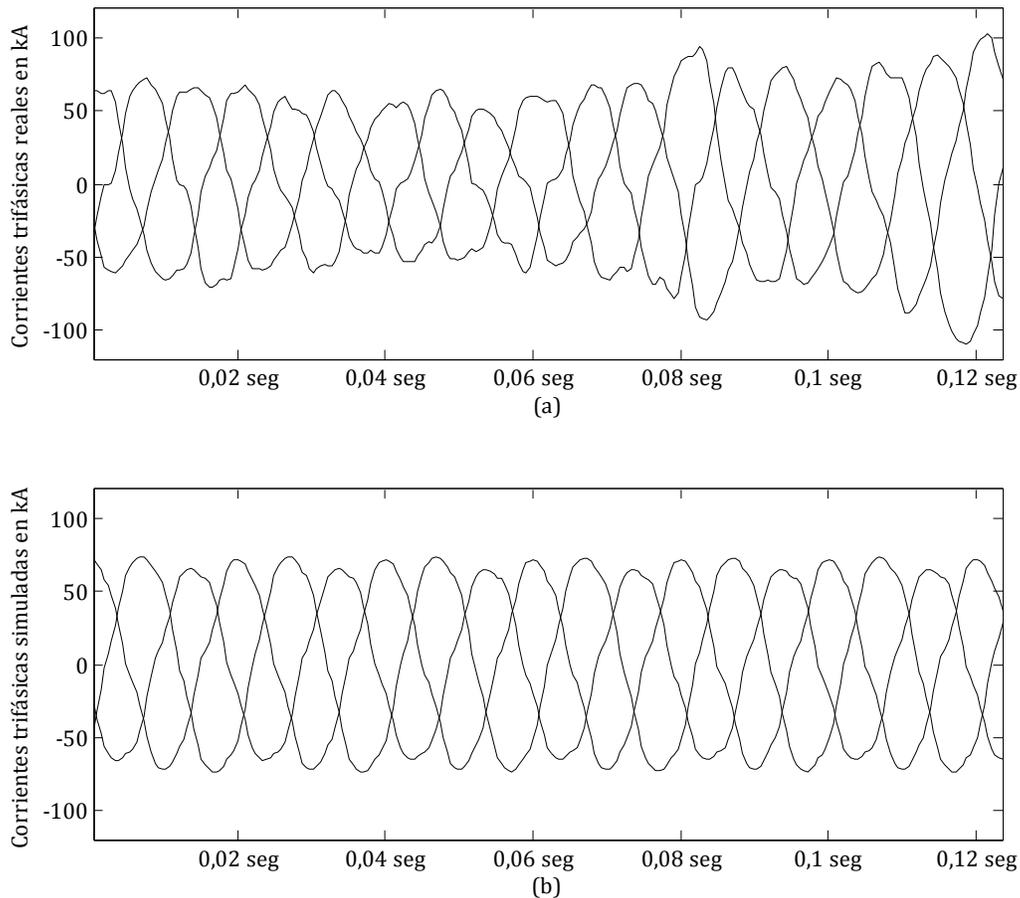


Figura 5-4. Formas de onda de las corrientes trifásicas reales (a) y simuladas (b) del horno de arco eléctrico.

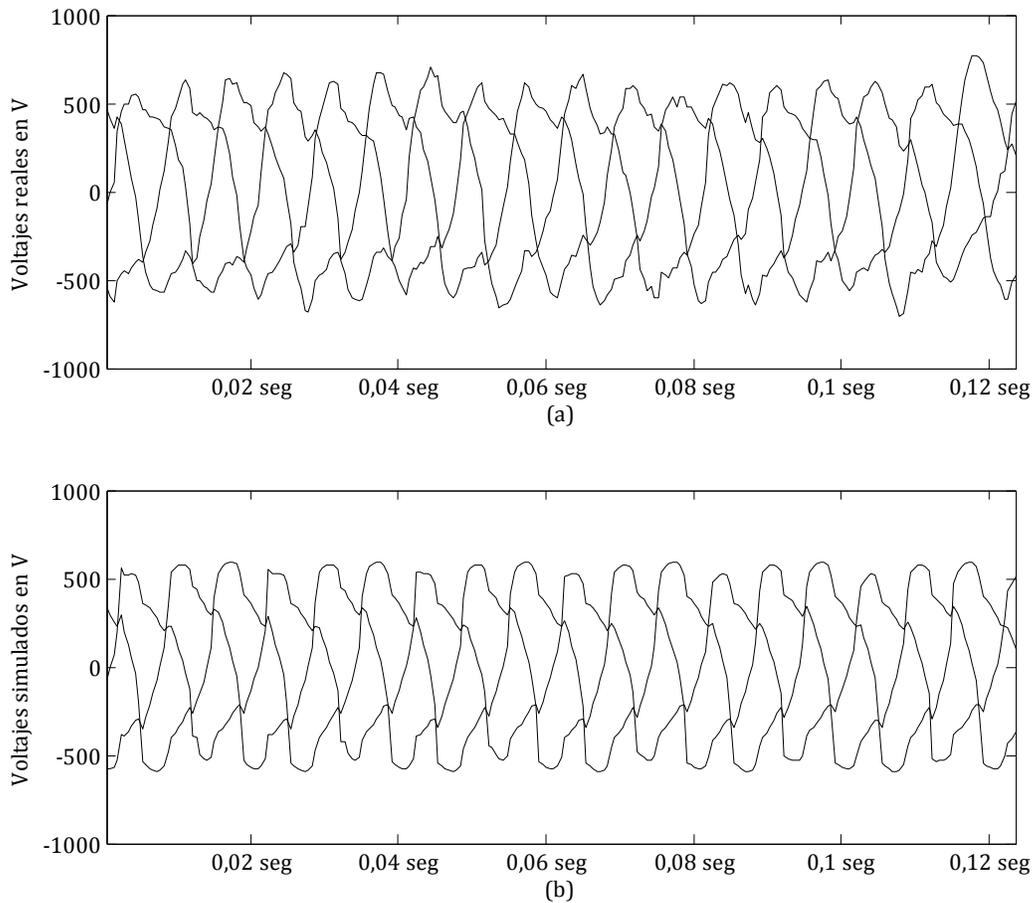


Figura 5-5. Formas de onda de los voltajes reales (a) y simulados (b) en el secundario del transformador T_2 .

Para cuantificar las diferencias que se tienen entre las señales reales y simuladas tanto de voltajes como de corrientes, se utiliza el valor eficaz por ciclo de cada una de las señales (reales y simuladas). Luego, se determina la diferencia entre el valor eficaz real y el simulado de cada señal usando el error medio cuadrático porcentual o RMSE de sus siglas en inglés (RMSE – *Root Mean Squared Error*). El RMSE se calcula como se indica en la siguiente ecuación,

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{n=1}^k \left(\frac{\theta_n - \theta_n^*}{\theta_n} \right)^2} \cdot 100\%, \quad (5.1)$$

donde θ_n es el valor observado del parámetro en el n -ésimo tiempo, θ_n^* es su valor estimado y k es el número de datos. Los resultados obtenidos para las corrientes se muestran en la Tabla 5-2 y para los voltajes en la Tabla 5-3.

Tabla 5-2. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando regresión Bayesiana lineal.

		Valor eficaz en kA, de corrientes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _i
Ia	real		46.527	44.787	42.222	42.445	46.497	49.103	2.99%
	simulado		47.175	47.289	47.286	47.257	47.213	47.176	
Ib	real		48.740	45.814	44.487	45.872	48.064	49.863	2.66%
	simulado		49.818	49.465	49.368	49.363	49.403	49.456	
Ic	real		49.389	44.163	42.761	44.579	45.752	50.610	7.15%
	simulado		53.273	53.282	53.378	53.513	53.642	53.750	
			<i>promedio</i>						4.27%

Tabla 5-3. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando regresión Bayesiana lineal.

		Valor eficaz en V, de voltajes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _v
Va	real		411.6	404.7	397.5	395.5	395.5	395.6	0.92%
	simulado		395.2	392.2	391.3	391.1	391.3	392.1	
Vb	real		429.8	428.5	422.5	420.8	420.8	430.4	2.05%
	simulado		403.1	403.8	404.4	404.9	405.2	405.3	
Vc	real		407.2	419.6	432.4	429.2	427.8	418.1	7.42%
	simulado		343.3	346.1	346.8	346.8	346.3	344.4	
			<i>promedio</i>						3.47%

Varios aspectos que vale la pena mencionar en este punto son los siguientes. El primero es que las formas de onda simuladas de voltaje y corriente se obtuvieron considerando únicamente los parámetros de la fase determinista del modelo (k_1 , k_2 y k_3), es decir, haciendo cero los parámetros de la fase dinámica A , B y C , por lo que no se tienen variaciones considerables en los valores eficaces de voltajes y corrientes. El segundo punto es acerca de la elección arbitraria de la constante k_3 , ya que si esta se ajusta con un valor diferente dentro del rango mencionado anteriormente, fijando los demás parámetros (k_1 y k_2) con ayuda de las gráficas de la Figura 5-2 y la Figura 5-3, las formas de onda de voltajes y corrientes obtenidas con el modelo no cambian respecto a las mostradas en la Figura 5-4 y la Figura 5-5. Por último, la mejor aproximación en voltajes y corrientes se da para la fase a , seguida de las fases b y c .

5.1.2. Regularización de Tikhonov

Al igual que con la metodología anterior, antes de utilizar datos reales se verificó el funcionamiento de este método con formas de onda simuladas. La prueba arrojó valores semejantes a los obtenidos con regresión Bayesiana lineal, por lo que no se muestran para no repetir figuras y tablas.

Las derivadas de las señales que requiere este método (Algoritmo 2) se han determinado de la misma forma descrita en la sección anterior, después de sintetizar la señal usando 85 funciones base Gaussianas y mínimos cuadrados. Se utilizó el toolbox Regularization Tools desarrollado para MATLAB® para la solución numérica de la ecuación (3.45). En la siguiente tabla se presentan los resultados obtenidos para los parámetros k_1 y k_2 ajustando k_3 en seis para todas las fases.

Tabla 5-4. Parámetros k_1 y k_2 usando regularización de Tikhonov.

	Fase <i>a</i>	Fase <i>b</i>	Fase <i>c</i>
k_1	17985	18519	12306
k_2	14.96	14.28	6.79

Estos resultados son casi iguales a los que se muestran en la Tabla 5-1 que fueron obtenidos con regresión Bayesiana lineal, con lo que se verifica este último método al obtener los mismos parámetros usando un planteamiento diferente.

5.1.3. Máxima verosimilitud

Una desventaja que presentan las dos metodologías anteriores es que solo permiten calibrar dos parámetros por fase del modelo. Usando máxima verosimilitud se pueden calibrar todos los parámetros de la etapa determinista del modelo. Sin embargo, este algoritmo requiere inicializar k_1 , k_2 y k_3 para todas las fases, lo que hace que su respuesta dependa de los parámetros iniciales. En la siguiente tabla se muestran estos valores.

Tabla 5-5. Valores iniciales para los parámetros k_1 , k_2 y k_3 .

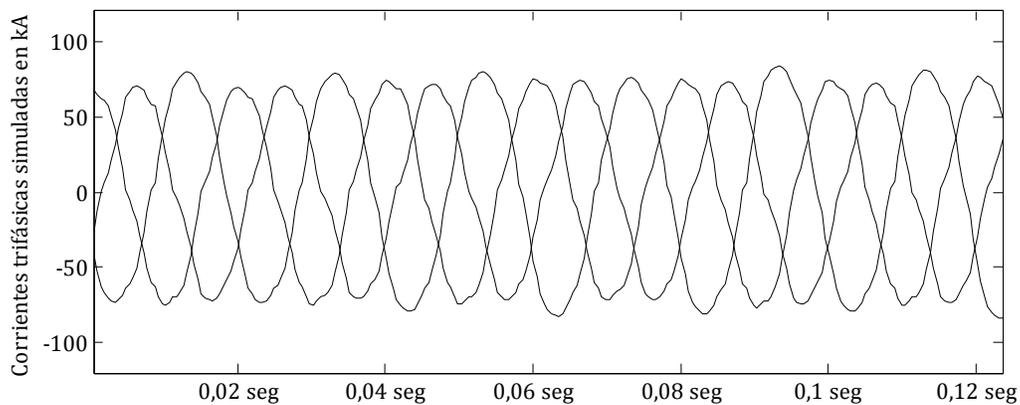
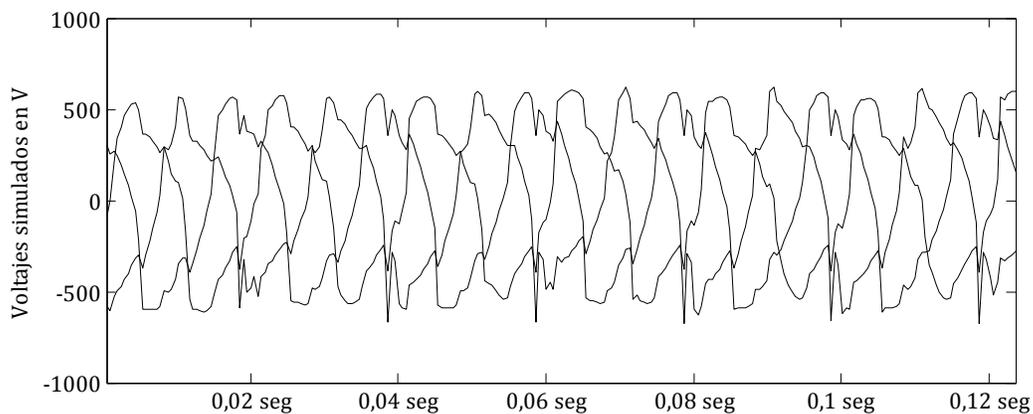
	Fase <i>a</i>	Fase <i>b</i>	Fase <i>c</i>
k_1	16000	15000	18000
k_2	5	6	7
k_3	8	7	6

Las derivadas que requiere el método se calcularon usando funciones base Gaussianas. Se utilizó la función `scg` de Netlab para la solución numérica de la ecuación (3.33) con un máximo de 100 iteraciones. En la Tabla 5-6 se muestran los resultados obtenidos para las constantes k_n ($n = 1, 2, 3$) en las tres fases.

Tabla 5-6. Valores obtenidos para k_1 , k_2 y k_3 usando máxima verosimilitud.

	Fase <i>a</i>	Fase <i>b</i>	Fase <i>c</i>
k_1	14959	13739	17329
k_2	5.39	7.38	7.86
k_3	8.11	8.05	6.52

Con los resultados obtenidos para las constantes, se realizó la simulación del modelo del horno de arco, sin considerar los parámetros dinámicos del modelo. Las formas de onda para las corrientes del arco eléctrico simuladas se muestran en la Figura 5-6. Las formas de onda de los voltajes se muestra en la Figura 5-7.

**Figura 5-6.** Comportamiento de las corrientes del arco eléctrico simuladas, usando máxima verosimilitud.**Figura 5-7.** Voltajes de fase, reales y simulados en el secundario del transformador T_2 de la Figura 2-3, usando máxima verosimilitud.

Se observa en la Figura 5-7 que los voltajes simulados pierden coincidencia con los reales. Luego, se determinó el valor eficaz en cada ciclo de las señales reales y simuladas de voltajes y corrientes, y con estos valores se determinó el RMSE. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5-7 para corrientes y la Tabla 5-8 para voltajes.

Tabla 5-7. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando máxima verosimilitud.

		Valor eficaz en kA, de corrientes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _i
Ia	real		46.527	44.787	42.222	42.445	46.497	49.103	7.96%
	simulado		55.371	55.634	56.478	56.685	57.292	57.422	
Ib	real		48.740	45.814	44.487	45.872	48.064	49.863	2.94%
	simulado		51.176	51.155	51.654	51.749	52.125	52.310	
Ic	real		49.389	44.163	42.761	44.579	45.752	50.610	4.05%
	simulado		49.505	49.455	49.597	49.929	50.247	50.366	
			<i>promedio</i>						4.98%

Tabla 5-8. Valores eficaces de los voltajes del arco eléctrico reales y simulados, en cada ciclo y valor del RMSE, usando máxima verosimilitud.

		Valor eficaz en V, de voltajes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _v
Va	real		411.6	404.7	397.5	395.5	395.5	395.6	1.78%
	simulado		364.8	354.2	361.3	358.2	363.7	366.5	
Vb	real		429.8	428.5	422.5	420.8	420.8	430.4	2.58%
	simulado		399.2	400.4	402.4	402.8	403.3	403.7	
Vc	real		407.2	419.6	432.4	429.2	427.8	418.1	3.83%
	simulado		387.2	387.9	386.6	392.2	389.4	386.9	
			<i>promedio</i>						2.73%

5.1.4. Comparación de resultados

En las siguientes tablas comparativas se presenta un resumen de los resultados obtenidos al calibrar los parámetros de la fase determinista del modelo del horno de arco, con los métodos mencionados anteriormente. El método 1 hace referencia a regresión Bayesiana lineal o regularización de Tikhonov ya que sus resultados son casi iguales y el método 2 se refiere a máxima verosimilitud.

Tabla 5-9. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las señales de voltaje de fase.

	Método 1	Método 2
Fase a	0.92 %	1.78%
Fase b	2.05 %	2.58%
Fase c	7.42 %	3.83%
Promedio	3.47 %	2.73%

Tabla 5-10. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las corrientes del arco.

	Método 1	Método 2
Fase a	2.99 %	7.96%
Fase b	2.66 %	2.94%
Fase c	7.15 %	4.05%
Promedio	4.27 %	4.98%

Con base en los valores promedio de RMSE se observa que, los parámetros obtenidos usando regresión Bayesiana lineal generan formas de onda de corrientes con valores eficaces más cercanos a las de las señales reales, que los obtenidos con máxima verosimilitud. Sin embargo, debido a la dependencia de este último método de los valores iniciales, es posible aumentar o reducir las diferencias. Por ejemplo, si se inicializa el algoritmo de máxima verosimilitud con los parámetros obtenidos en regresión Bayesiana lineal, el valor promedio de RMSE en corrientes se reduce a 3.43% y el de voltaje se mantiene cercano 3.26%. Obviamente, la idea no es utilizar un método que sirva para determinar la condición inicial de otro. En conclusión, con máxima verosimilitud se debe de tener cuidado al momento de inicializar los parámetros del modelo, algo que no se requiere usando regresión Bayesiana lineal. En general, con cualquiera de las tres metodologías utilizadas para calibrar los parámetros de la fase determinista del modelo, se observa que el modelo del horno de arco captura la naturaleza no lineal de las corrientes y voltajes reales del arco, y su aproximación mejora cuando se reducen las fluctuaciones en las formas de onda de corriente, que en la práctica ocurre cuando el horno de arco se encuentre en la fase de afino del material que se funde.

5.2. Calibración de los parámetros A, B y C

En esta parte del documento se presentan los resultados obtenidos para los parámetros dinámicos del modelo del horno de arco eléctrico por fase, usando simulación y las técnicas de redes neuronales y máquina de soporte vectorial de múltiples salidas. Al final de la sección se comparan los resultados obtenidos. Los parámetros de la fase determinista del modelo corresponden a los obtenidos usando regresión Bayesiana lineal.

5.2.1. Redes neuronales

Utilizando una red neuronal de dos capas, se realizaron diferentes experimentos que consistieron en variar el número de neuronas de las capas y determinar que tanto se alejaban las señales obtenidas de voltaje y corriente en cada fase del arco eléctrico con las señales de prueba simuladas, a través del cálculo del valor eficaz por ciclo de cada una de ellas. En la Figura 5-8 se muestran los valores promedio de los RMSE de los tres voltajes de fase, donde el valor eficaz se ha calculado en cada ciclo y medido en el secundario del transformador T_2 (ver Figura 2-3), al aumentar el número de neuronas de la capa (las dos capas tiene igual número de neuronas).

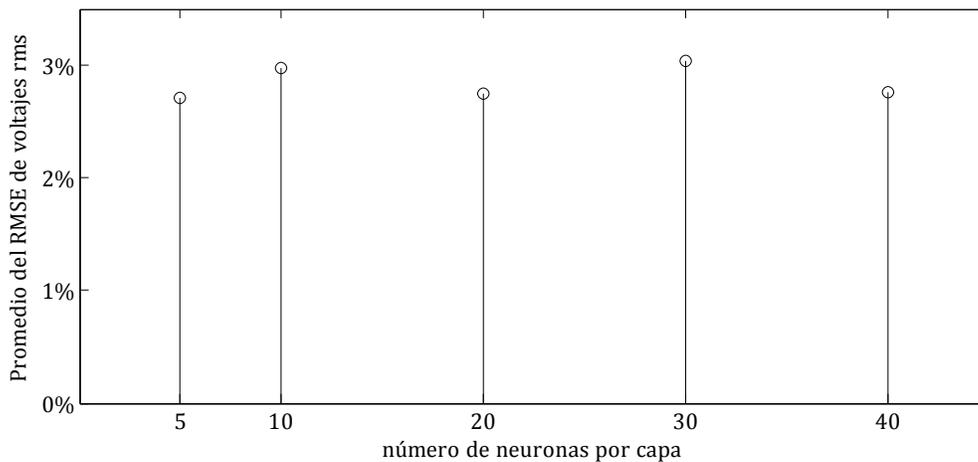


Figura 5-8. Valor promedio del RMSE de los voltajes eficaces del secundario del transformador T_2 en cada ciclo, en función del número de neuronas por capa.

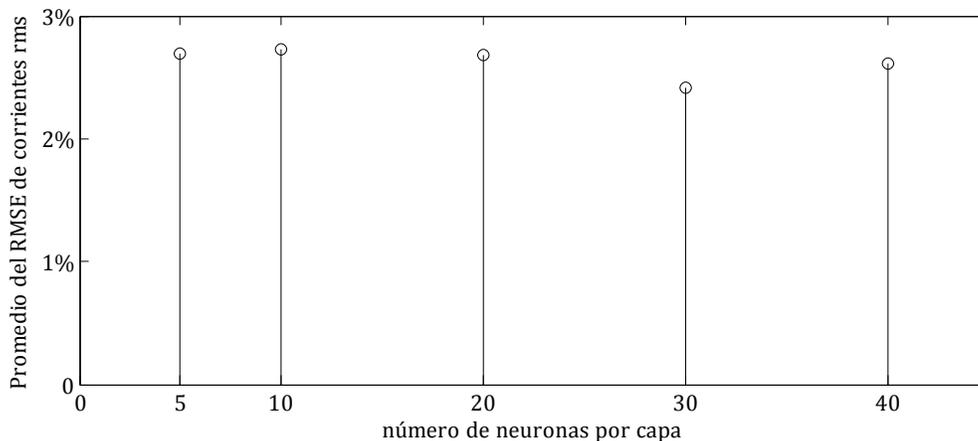


Figura 5-9. Valor promedio del RMSE de las corrientes eficaces del arco eléctrico en cada ciclo, en función del número de neuronas por capa.

En la Figura 5-9 se muestran los resultados obtenidos de los RMSE promedios de las corrientes. De acuerdo a los resultados obtenidos, se ha seleccionado una red

neuronal de 30 neuronas, ya que es con la que en promedio se obtiene la mejor aproximación de las señales reales de corriente. En la siguiente tabla se muestran los valores para el vector de parámetros x de la ecuación (3.54).

Tabla 5-11. Resultados obtenidos para los índices de modulación de amplitud A , B , C y las frecuencias por fase, usando redes neuronales.

	Fase a	Fase b	Fase c
A	0.0336	0.0324	0.034
B	0.0172	0.0108	0.018
C	0.0114	0.0057	0.011
f (Hz)	7.46	9.41	9.37

Con base en los resultados obtenidos en la tabla anterior (y usando los parámetros de la Tabla 5-1, obtenidos usando regresión Bayesiana lineal), se realizó la simulación del modelo del horno de arco.

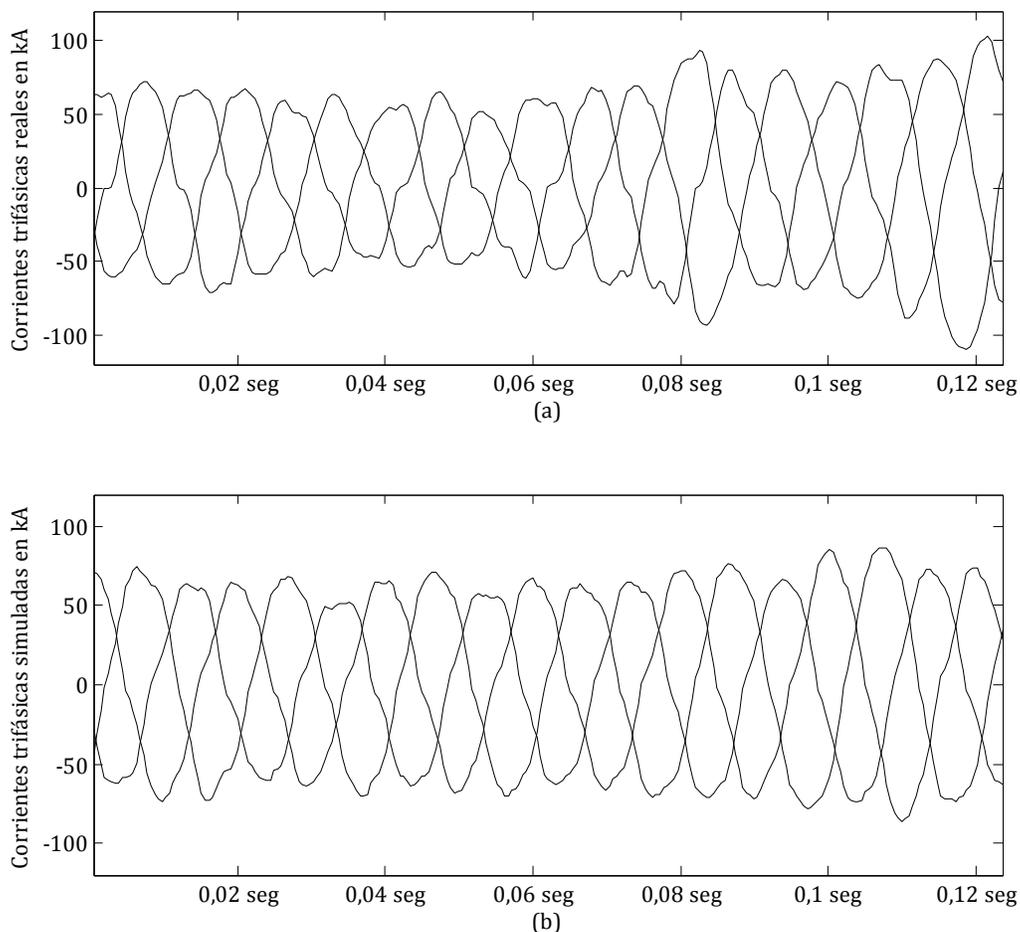


Figura 5-10. Formas de onda, reales (a) y simuladas (b), para las corrientes del arco eléctrico, usando redes neuronales.

Una gráfica comparativa de las corrientes del arco eléctrico, reales y simuladas se muestra en la Figura 5-10, en un intervalo de tiempo de 0.12 segundos. Una gráfica similar se realizó para los voltajes.

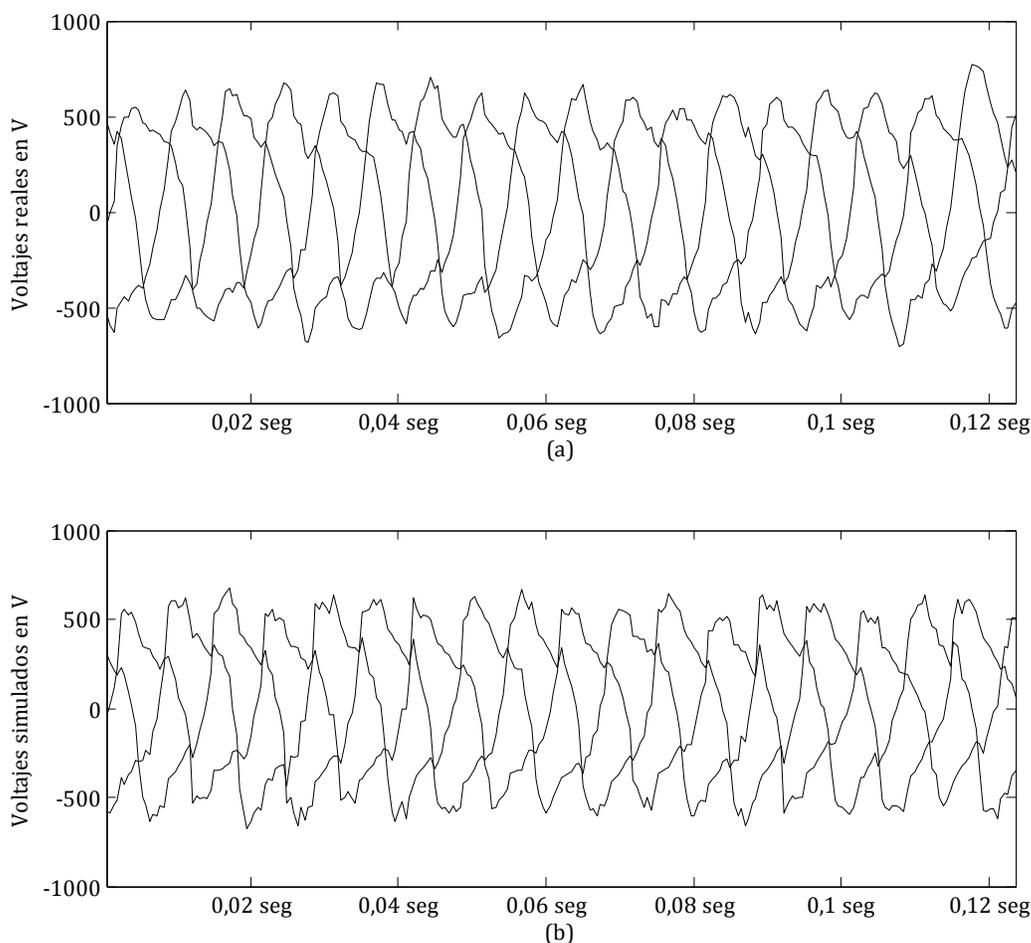


Figura 5-11. Formas de onda, reales (a) y simulados (b), para los voltaje de fase en el secundario del transformado T_2 de la Figura 2-3, usando redes neuronales.

Al igual que en la sección anterior, se determinó la diferencia entre el valor eficaz real y el simulado de cada señal usando el RMSE, haciendo el cálculo del valor eficaz en cada ciclo. Los resultados obtenidos para las corrientes trifásicas se muestran en la Tabla 5-12 y para los voltajes en la Tabla 5-13. Con base en los resultados obtenidos, la mejor aproximación para las corrientes se da en la fase *b*, seguida de las fases *a* y *c*, y para los voltajes se da en la fase *a*, seguida de las fases *b* y *c*. Se observa además que, el valor RMSE promedio de corrientes se reduce de 4.27% (ver Tabla 5-2) con regresión Bayesiana lineal a 2.41% estimando los parámetros de la fase dinámica del modelo con la red neuronal. El valor RMSE promedio de voltajes se mantiene cercano a 3%, al igual que el obtenido en la Tabla 5-2.

Tabla 5-12. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando redes neuronales.

		Valor eficaz en kA, de corrientes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _i
Ia	real		46.527	44.787	42.222	42.445	46.497	49.103	1.52%
	simulado		45.565	43.606	44.014	44.487	45.424	46.572	
Ib	real		48.740	45.814	44.487	45.872	48.064	49.863	0.77%
	simulado		49.128	46.455	46.034	45.991	47.187	48.962	
Ic	real		49.389	44.163	42.761	44.579	45.752	50.610	4.95%
	simulado		51.393	50.419	50.498	50.159	51.552	53.044	
			<i>promedio</i>						2.41%

Tabla 5-13. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando redes neuronales.

		Valor eficaz en V, de voltajes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _v
Va	real		411.6	404.7	397.5	395.5	395.5	395.6	0.66%
	simulado		421.3	414.6	405.1	398.1	396.3	395.8	
Vb	real		429.8	428.5	422.5	420.8	420.8	430.4	1.71%
	simulado		403.7	410.2	411.7	410.7	408.9	406.6	
Vc	real		407.2	419.6	432.4	429.2	427.8	418.1	6.92%
	simulado		345.3	349.4	352.5	355.2	353.8	348.5	
			<i>promedio</i>						3.1%

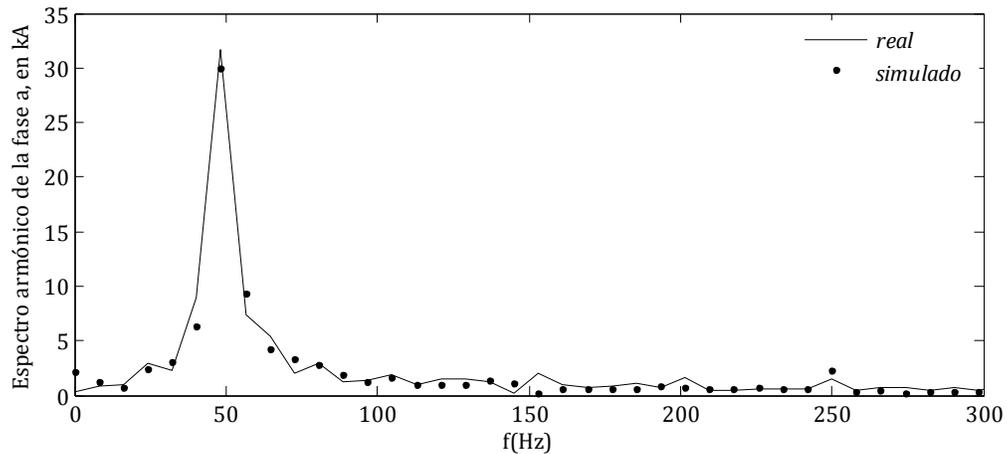


Figura 5-12. Contenido armónico de la corriente del arco eléctrico de la fase a, real y simulado, usando el algoritmo de redes neuronales.

Debido a que el horno de arco es por naturaleza una fuente de armónicos, el modelo debe de reproducir en forma cercana los armónicos generados por el arco. La Figura 5-12 muestra el espectro armónico de las corrientes del arco eléctrico real y simulada para una de las fases. Resultados semejantes fueron obtenidos para las otras dos fases.

5.2.2. Máquina de soporte vectorial de múltiples salidas

La primera parte del algoritmo se basa en el cálculo de la matriz de entrenamiento de entrada \mathbf{X} y la matriz de entrenamiento de salida \mathbf{Y} , de la misma forma que se hizo para la red neuronal. Se utilizaron 100 simulaciones para la construcción de las matrices \mathbf{X} y \mathbf{Y} .

Usando el conjunto de entrenamiento (\mathbf{X} , \mathbf{Y}) se determinaron los valores de C , γ y ε . El 70% de los datos se usaron para entrenamiento y el restante para validación. Los valores posibles para C se generaron con la función *logspace* de MATLAB®, con ocho datos en el intervalo $[0, 5]$; los valores de γ se asumieron en el intervalo $[15, 60]$ usando ocho datos linealmente espaciados con el comando *linspace*, y para ε se han asumido cinco datos en el intervalo $[0.05, 0.3]$ espaciados cada 0.05. Para cada posible combinación de C , γ y ε se determinó la predicción de \mathbf{Y} , luego, con la matriz de validación y la predicción se calculó la matriz de error \mathbf{E} como la diferencia de ambas. Cada matriz \mathbf{E} se caracterizó con el RMSE a través de cada una de sus filas, por lo que el resultado de esta caracterización es un vector que se ha denominado \mathbf{u} , donde cada componente da cuenta del RMSE en cada fila de \mathbf{E} . El criterio de selección para C , γ y ε , es aquella combinación para la cual se obtenga el menor valor promedio en los elementos del vector \mathbf{u} . Los resultados obtenidos fueron $C = 1$, $\gamma = 60$ y $\varepsilon = 0.3$, con los cuales se obtiene un vector \mathbf{u} que tiene un valor promedio en sus componentes de 0.46.

Siguiendo los pasos del algoritmo (ver Algoritmo 5), se obtuvieron los parámetros de la fase dinámica del modelo del horno de arco. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 5-14.

Tabla 5-14. Resultados obtenidos para los índices de modulación de amplitud A , B , C y las frecuencias por fase, usando M-SVR.

	Fase a	Fase b	Fase c
A	0.03	0.03	0.16
B	0.015	0.01	0.027
C	0.021	0.0054	0.010
f (Hz)	8.05	14.34	12.34

Usando los parámetros de la Tabla 5-1 y los de la Tabla 5-14 se simuló el modelo del horno de arco. Los resultados obtenidos para las corrientes del arco eléctrico se muestran en la Figura 5-13 (b). En la parte superior de la Figura 5-13 se han graficado de nuevo las corrientes reales.

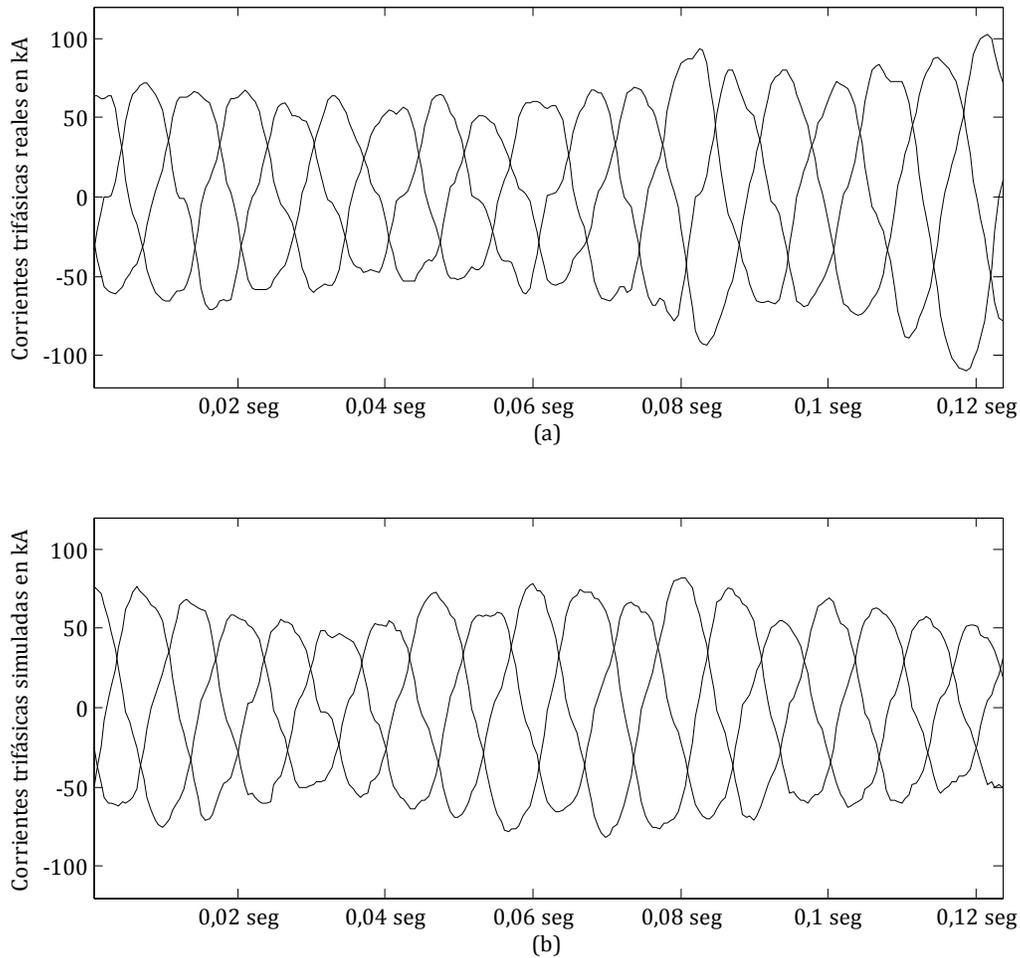


Figura 5-13. Formas de onda de las corrientes trifásicas del arco eléctrico, reales (a) y simuladas (b) usando M-SVR.

En la figura anterior se muestra que las diferencias más notorias de las corrientes simuladas respecto a las reales se presentan después de 0.1 seg en el último ciclo, donde las corrientes reales se tornan con un comportamiento creciente y sus correspondientes simuladas con un comportamiento decreciente. Las formas de onda de los voltajes reales y simulados, se presentan en la Figura 5-14. Se aprecia en las formas de onda simuladas de voltaje, el ruido producido principalmente por la modulación de amplitud de r (ver Figura 2-5) con una señal aleatoria de distribución de probabilidad Gaussiana.

En la Figura 5-15 se presenta el espectro armónico de la corriente de la fase a real y simulada, donde la corriente simulada captura la componente fundamental y el quinto armónico de la corriente real; se observa en la figura una gran diferencia en el armónico de orden tres de la corriente simulada respecto al de la corriente real. Resultados similares se obtuvieron para los espectros armónicos en las corrientes de arco eléctrico en las otras dos fases.

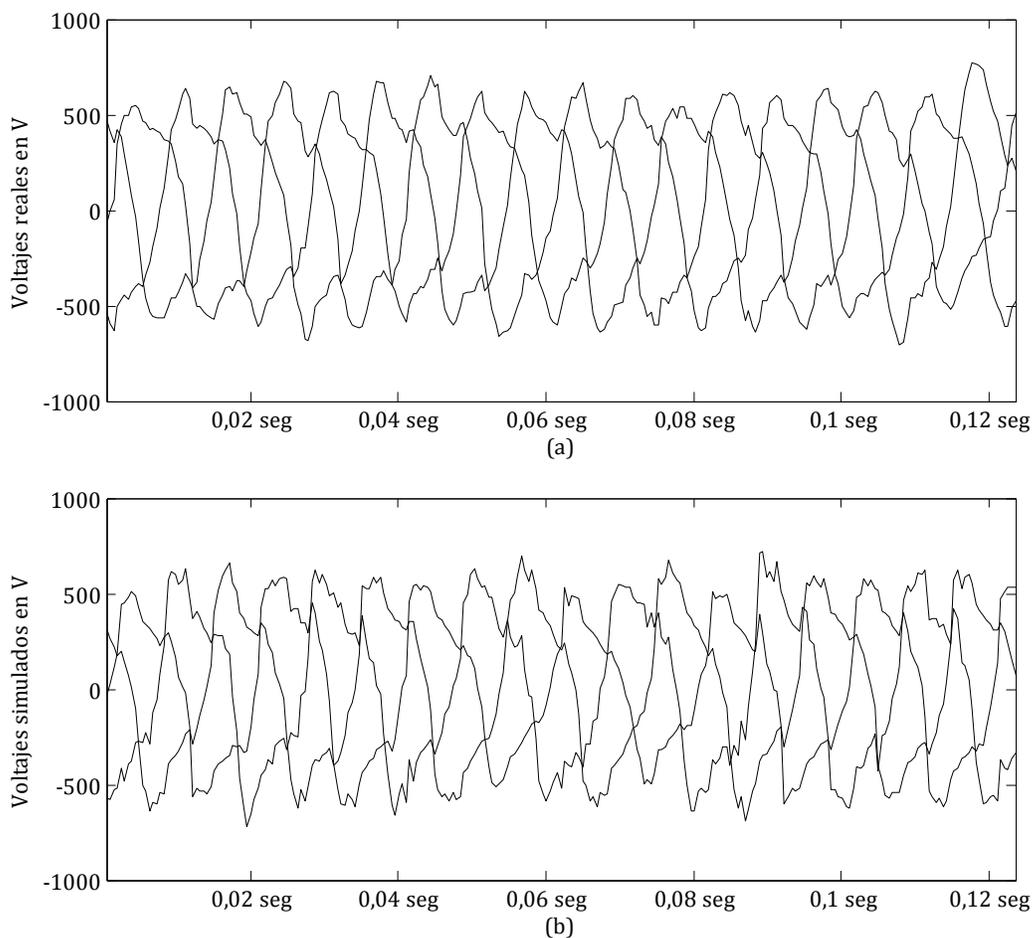


Figura 5-14. Formas de onda de los voltajes en el secundario del transformador T_2 (ver Figura 2-3), reales (a) y simulados (b) usando M-SVR.

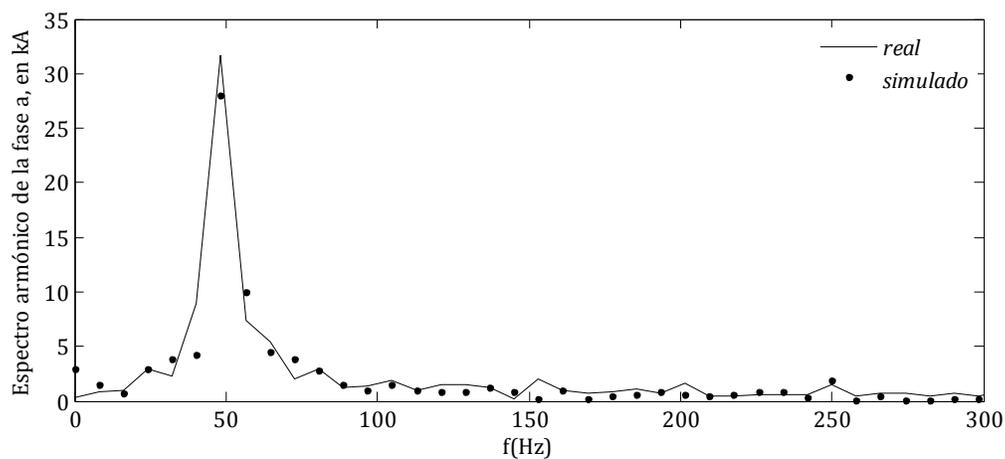


Figura 5-15. Contenido armónico de la corriente del arco eléctrico de la fase a , real y simulado, usando M-SVR.

En la Tabla 5-15 se presenta una comparación de los valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico en cada ciclo, y el valor del RMSE. Con base en la tabla, las corrientes simuladas presentan un valor eficaz casi igual a los de las señales reales en algunos ciclos, donde las diferencias más notorias se presentan en las corrientes de la fase *c*, en especial para el cuarto ciclo se presenta la diferencia más notoria cercana a 6 kA, además, en todos los ciclos con excepción del último, los valores eficaces simulados son mayores a los de la corriente real. Información similar se muestran en la Tabla 5-16 para los voltajes reales y simulados. Se observa que el modelo aproxima con mínimas diferencias en el valor eficaz al voltaje de la fase *a*, caso contrario a lo que ocurre para la fase *c*, donde los valores eficaces de voltaje siempre son menores a los del voltaje real.

Tabla 5-15. Valores eficaces de las corrientes del arco eléctrico reales y simuladas, en cada ciclo y valor del RMSE, usando M-SVR.

		Valor eficaz en kA, de corrientes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _i
Ia	real		46.527	44.787	42.222	42.445	46.497	49.103	2.28%
	simulado		46.796	43.464	44.520	45.198	44.872	44.334	
Ib	real		48.740	45.814	44.487	45.872	48.064	49.863	1.33%
	simulado		50.060	44.449	44.991	47.598	48.038	47.001	
Ic	real		49.389	44.163	42.761	44.579	45.752	50.610	3.52%
	simulado		50.324	44.486	47.988	50.471	50.546	49.145	
			<i>promedio</i>						2.38%

Tabla 5-16. Valores eficaces de los voltajes del arco eléctrico reales y simulados, en cada ciclo y valor del RMSE, usando M-SVR.

		Valor eficaz en V, de voltajes para cada ciclo							
		ciclo	1	2	3	4	5	6	RMSE _v
Va	real		411.6	404.7	397.5	395.5	395.5	395.6	0.58%
	simulado		421.3	406.1	396.9	396.6	402.2	403.1	
Vb	real		429.8	428.5	422.5	420.8	420.8	430.4	2.76%
	simulado		388.2	391.1	401.8	403.8	402.7	401.5	
Vc	real		407.2	419.6	432.4	429.2	427.8	418.1	5.28%
	simulado		355.4	392.5	378.6	362.0	360.1	366.5	
			<i>promedio</i>						2.87%

5.2.3. Comparación de resultados

En esta sección se presenta una comparación de los resultados obtenidos al calibrar los parámetros de la fase dinámica del modelo de horno de arco usando redes neuronales y máquina de soporte vectorial de múltiples salidas.

Con base en las tablas Tabla 5-12 y Tabla 5-15 que proporcionan información acerca de los valores eficaces por ciclo de las corrientes reales y simuladas del arco eléctrico, el valor del RMSEi promedio es igual para las dos metodologías, aunque los RMSEi individuales de cada corriente son diferentes. En la Tabla 5-17 se presenta un resumen de estos resultados, donde el método 1 hace referencia a redes neuronales y el método 2 a la máquina de soporte vectorial de múltiples salidas.

Tabla 5-17. Comparación del RMSEi en seis ciclos del valor eficaz de las corrientes del arco eléctrico.

	Método 1	Método 2
Fase a	1.52%	2.28%
Fase b	0.77%	1.33%
Fase c	4.95%	3.52%
Promedio	2.41%	2.38%

Según la tabla anterior, al usar cualquiera de las dos metodologías se obtienen en promedio resultados similares para los valores eficaces de las corrientes. Sin embargo, una comparación cualitativa de las figuras Figura 5-13 y Figura 5-10 muestra que las corrientes obtenidas con la M-SVR presentan mayores fluctuaciones que las obtenidas con redes neuronales. Una forma de cuantificar estas fluctuaciones es usando el nivel instantáneo de flicker o IFL, que es una medida de la cantidad de sensación de flicker producida por fluctuaciones presentes en una señal de tensión (o de corriente que circula por una resistencia de 1Ω), y tiene en cuenta la sensibilidad del ojo humano respecto a la frecuencia de cambios de la luminosidad de una lámpara incandescente [7]. En la siguiente tabla se muestran los valores promediados del IFL de las corrientes de los arcos eléctricos en cada fase, reales y simulados.

Tabla 5-18. Comparación del IFL promedio de las corrientes del arco eléctrico.

	Real	Método 1	Método 2
IFL fase a	186.4	19.1	27.04
IFL fase b	107.6	18.9	144.3
IFL fase c	129.4	11.8	177.6
Promedio	141.1	16.6	116.4

Con base en la tabla anterior, el IFL promedio más cercano al de las corrientes reales se obtiene usando la metodología M-SVR. Las diferencias que presentan los valores promedio de IFL de los métodos 1 y 2, se dan principalmente por el valor obtenido

para el índice de modulación de amplitud sinusoidal de la fase c . Usando la red neuronal, el valor obtenido para este índice es 0.034 (ver Tabla 5-11), y con la M-SVR se obtuvo un valor de 0.16 (ver Tabla 5-14). Una característica que presenta la M-SVR es que los parámetros obtenidos se salen del rango de entrenamiento definido en la ecuación (3.53), es decir, variaciones alrededor de $\pm 15\%$ en cada componente del vector inicial \mathbf{x}_i , algo que no ocurre con la red neuronal.

En la Tabla 5-19 se muestra una comparación de los valores de RMSEv, obtenidos con red neuronal y M-SVR.

Tabla 5-19. Comparación del RMSE en seis ciclos del valor rms de las señales de voltaje de fase.

	Método 1	Método 2
Fase a	0.66%	0.58%
Fase b	1.71%	2.76%
Fase c	6.92%	5.28%
Promedio	3.1%	2.87%

Con base en la anterior tabla, la mejor aproximación para las formas de onda de voltaje se da simulando el modelo con los parámetros obtenidos en la M-SVR.

En base a los resultados, los parámetros que mejor aproximan la dinámica caótica de los voltajes y corrientes reales del horno de arco, son los obtenidos con la metodología de la máquina de soporte vectorial de múltiples salidas. Otra ventaja que presenta la M-SVR sobre la red neuronal, es que el algoritmo M-SVR presenta un tiempo de cálculo mucho menor comparado con el de la red neuronal.

5.3. Efectos del D-StatCom sobre el sistema de potencia

Usando los parámetros obtenidos en la sección anterior, se simuló el modelo de horno de arco en PSCAD™, luego se dimensionaron los componentes del D-StatCom y se cuantificaron los cambios sobre los índices de calidad de energía al conectar el compensador al sistema de potencia.

El dimensionamiento del capacitor se hizo usando las ecuaciones de la sección 4.4.2. Inicialmente se considero el caso del aumento de la componente fundamental de la corriente de la carga. El valor de ΔI_{L1} de la ecuación (4.44) se ha determinado como la máxima diferencia entre las corrientes eficaces medidas en el nodo de 20 kV, considerando las siguientes dos situaciones: cuando los tres electrodos del horno se cortocircuitan (máxima corriente) y cuando el horno opera en condiciones normales (corriente nominal). El valor obtenido para ΔI_{L1} fue 1.6 kA. En este caso, se fijaron los siguientes voltajes para determinar el valor del capacitor. Se fijó un valor para V_{cr} de 6.8 kV, y para V_{cmin} en 6 kV. El valor medido de V_m fue de 16 kV. Con los valores anteriores se obtuvo un capacitor de 105 mF.

La segunda situación que presenta el sistema, es cuando ocurre una disminución de la componente fundamental. En el caso extremo, el mínimo valor que puede tomar el valor eficaz de cualquiera de las corrientes en el nodo de 20 kV es 0 A, y esto ocurre cuando el arco eléctrico al interior de la cuba del horno es extinguido. Por lo cual, el valor de ΔI_{L2} en la ecuación (4.46) es igual a la corriente cuando el horno opera en condiciones normales, igual a 1.8 kA. Para el cálculo del capacitor, se ha fijado el valor de V_{cmin} en 7.8 kV. Al igual que en el anterior caso, el valor medido de V_m es 16 kV, por lo que al reemplazar los valores conocidos en la ecuación (4.46) el valor del capacitor es 118.4 mF.

La última situación es aquella donde se tienen en cuenta las componentes armónicas de las corrientes en la barra de 20 kV. El valor de ΔI_{L3} se ha obtenido a partir de las mediciones de THD y valor eficaz de la componente fundamental de dichas corrientes. El valor máximo medido de THD fue de 22.52 %, y el valor mínimo medido en el valor eficaz de la componente fundamental de las corrientes en las tres fases fue de 1.62 kA. Con los valores anteriores y teniendo en cuenta la definición matemática de THD, se obtiene un valor para ΔI_{L3} de 0.3 kA. Usando la ecuación correspondiente a este caso para calcular la capacitancia (ecuación (4.48)), se obtuvo un valor de 5.8 mF. Con base en los tres valores obtenidos para el capacitor, se ha seleccionado el valor que satisfaga cualquiera de las tres situaciones posibles, que es 118.4 mF.

La interfaz inductiva para la conexión del inversor a la red de potencia se hace a través de un transformador Δ - Δ , potencia nominal de 30 MVA, relación de transformación 20/3.5 kV (línea a línea) y reactancia de dispersión de 0.22 en pu. Cabe mencionar que, la relación de voltajes del transformador del D-StatCom se relaciona con el valor de referencia del voltaje del condensador V_{cr} y el control de la corriente por banda de histéresis, puesto que, al usar esta técnica de control se debe de cumplir que el voltaje del lado de continua del inversor sea mayor que el valor pico de los voltajes del lado de alterna. En este caso, se ha escogido una relación igual a dos entre estos voltajes. Una vez fijado V_{cr} , el voltaje en el lado de alterna del inversor (o lo que es igual, el valor nominal del voltaje secundario del transformador del D-StatCom) queda determinado.

Para reducir las componentes armónicas de alta frecuencia en las corrientes que inyecta el D-StatCom a la red, generadas por la conmutación de los dispositivos semiconductores de potencia, se ha instalado un filtro pasivo paso bajo [59] en la barra de 20 kV.

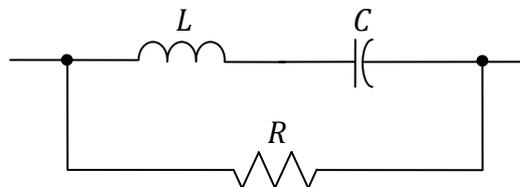


Figura 5-16. Filtro paso bajo, para atenuar las componentes de alta frecuencia de las corrientes inyectadas a la red por el D-StatCom.

Este filtro tiene la topología que se muestra en la Figura 5-16, con una inductancia de 2.53 mH, capacitor de 10 μ F y resistencia de 5 Ω . La potencia reactiva que inyecta al sistema de potencia es de 1.1 MVar.

Respecto a los parámetros del sistema de control del D-StatCom, el valor de la constante proporcional se ha ajustado en 2.1 A/V (usando la ecuación (4.24)), la frecuencia de conmutación del inversor en 12 kHz y la corriente máxima para los dispositivos del inversor en 3 kA, a través de un bloque limitador de corriente (sección 4.3.3).

Una vez ajustado el D-StatCom, se realizó la simulación del sistema en PSCAD™. Las corrientes instantáneas de los devanados secundarios del transformador T₁ (ver Figura 4-1) se muestran en la Figura 5-17, antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom, en un intervalo de tiempo de 0.2 segundos.

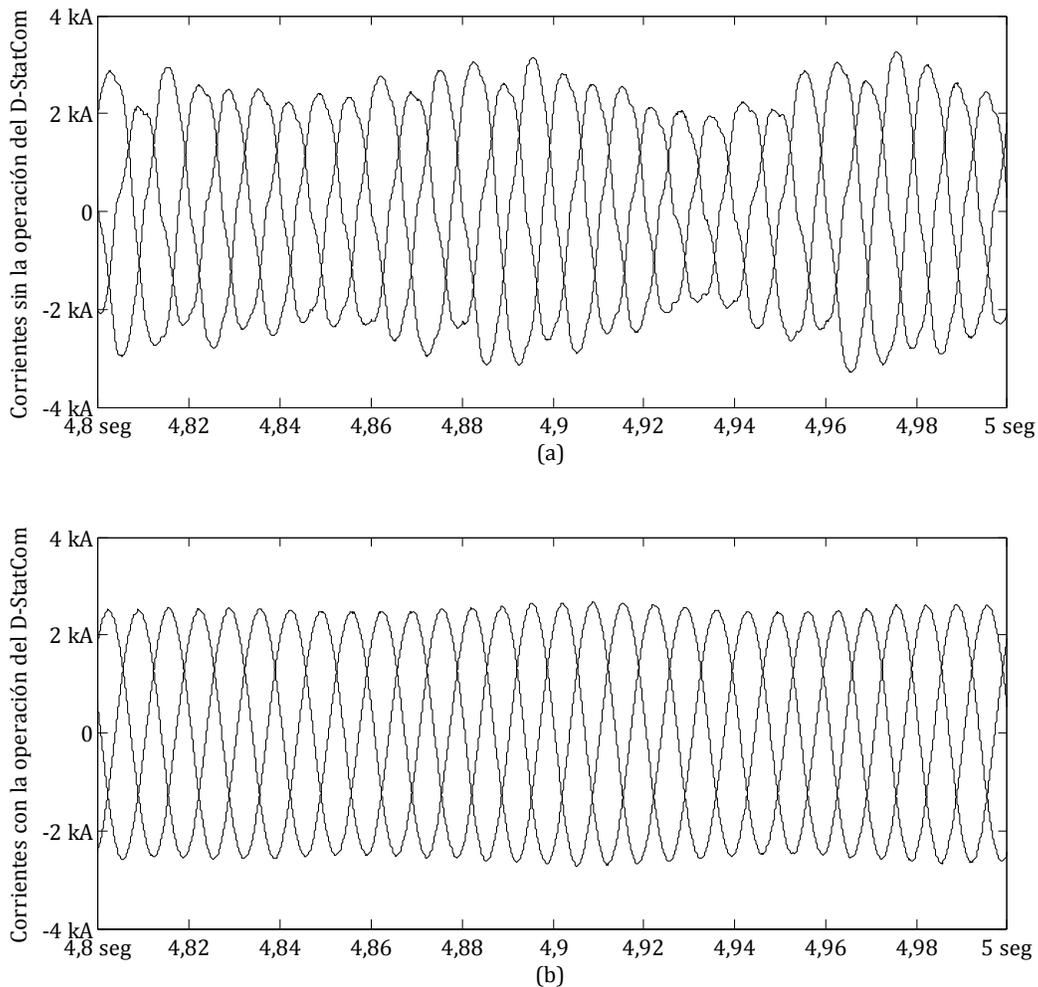


Figura 5-17. Corrientes trifásicas en el secundario del transformador T₁ (Figura 4-1), antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom a la barra de 20 kV.

En la gráfica se observa el efecto del compensador al minimizar las variaciones de todas las corrientes, por medio del control de la potencia reactiva. Adicionalmente, se aprecia un efecto de filtrado en las corrientes cuando el D-StatCom se encuentra conectado, lo que conlleva a un aumento del factor de potencia en la carga.

La potencia reactiva instantánea medida en el secundario del transformador T_1 se muestra en la Figura 5-18, antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom a la red.

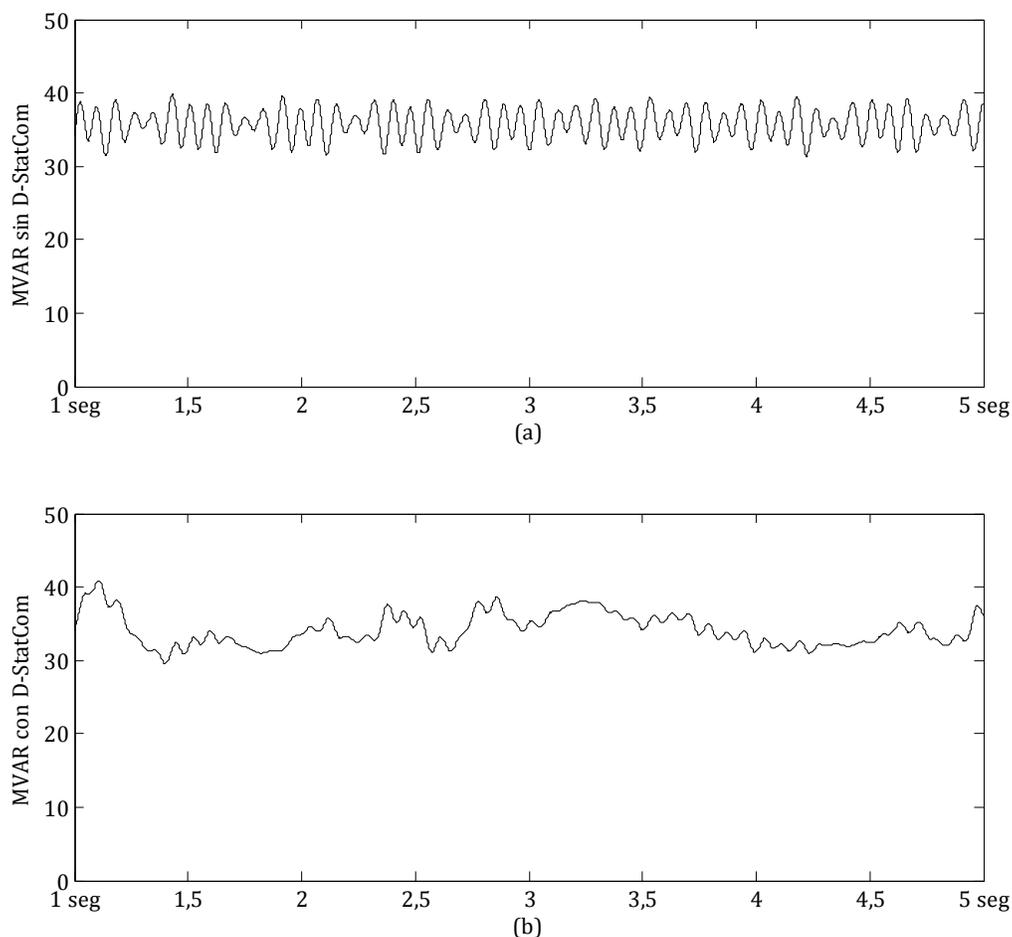


Figura 5-18. Potencia reactiva instantánea, medida en el secundario del transformador T_1 (Figura 4-1), antes (a) y después de la conexión del D-StatCom.

Se observa en la gráfica anterior el impacto del D-StatCom al mitigar las variaciones de la potencia reactiva debidas a la operación del horno de arco, lo que conlleva a mejorar las variaciones de las amplitudes de tensión en los nodos aledaños a donde se encuentra la carga conectada. Para verificar lo anterior, en la Figura 5-19 se muestra el IFL para los voltajes de fase en la barra de 110 kV antes y después de la compensación.

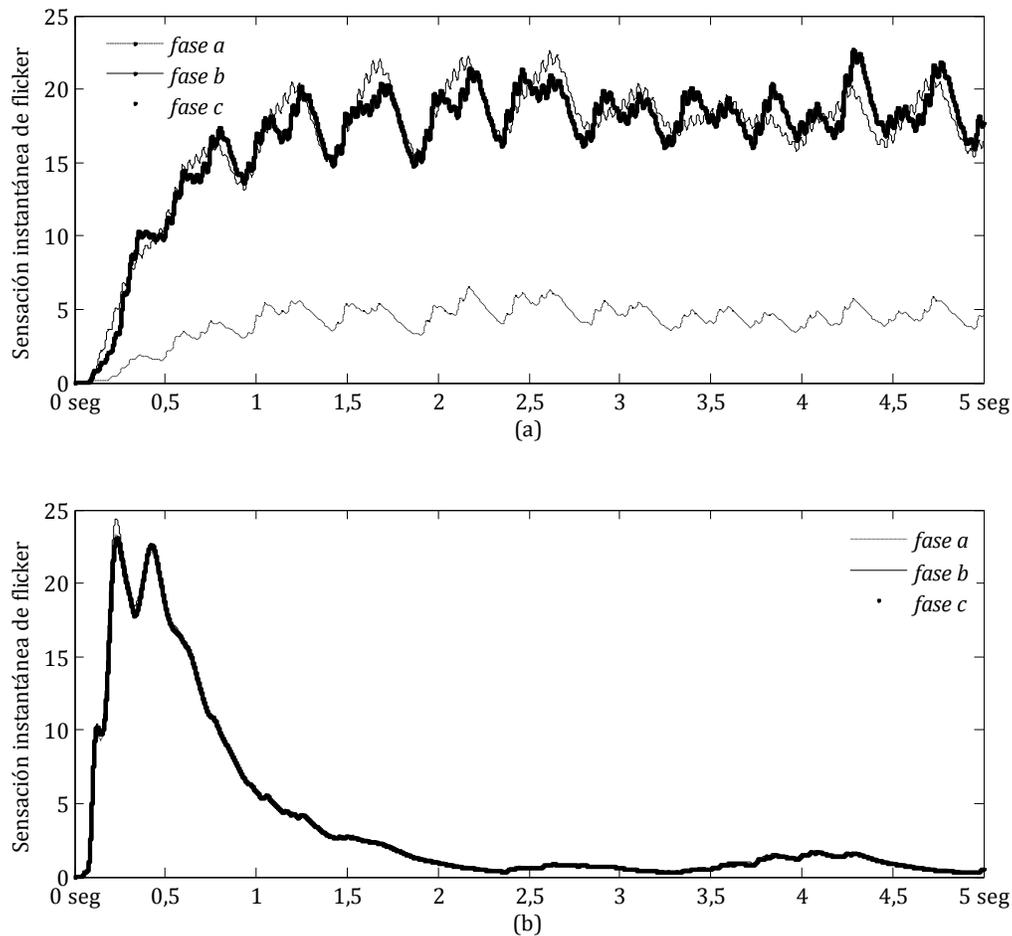


Figura 5-19. Sensación instantánea de flicker antes (a) y después (b) de conectar el D-StatCom, en los voltajes de la barra de 115 kV.

Los valores del PST de los voltajes de fase en el PCC después de la compensación y la comparación de estos valores con mediciones antes de la operación del D-StatCom, se indican en la Tabla 5-20.

Tabla 5-20. Comparación del PST de los voltajes de fase de la barra de 115 kV antes y después de la conexión del D-StatCom.

	Sin D-StatCom	Con D-StatCom
PST fase a	1.638	0.8755
PST fase b	3.148	0.9109
PST fase c	3.134	0.8864

Los resultados muestran como el valor de PST se ha reducido a un valor inferior a uno (1), como lo señala la norma IEC-61000-4-15.

Los perfiles de tensión rms en por unidad de los voltajes de fase en el PCC se muestran en la Figura 5-20, antes (a) y después (b) de conectar el D-StatCom a la red.

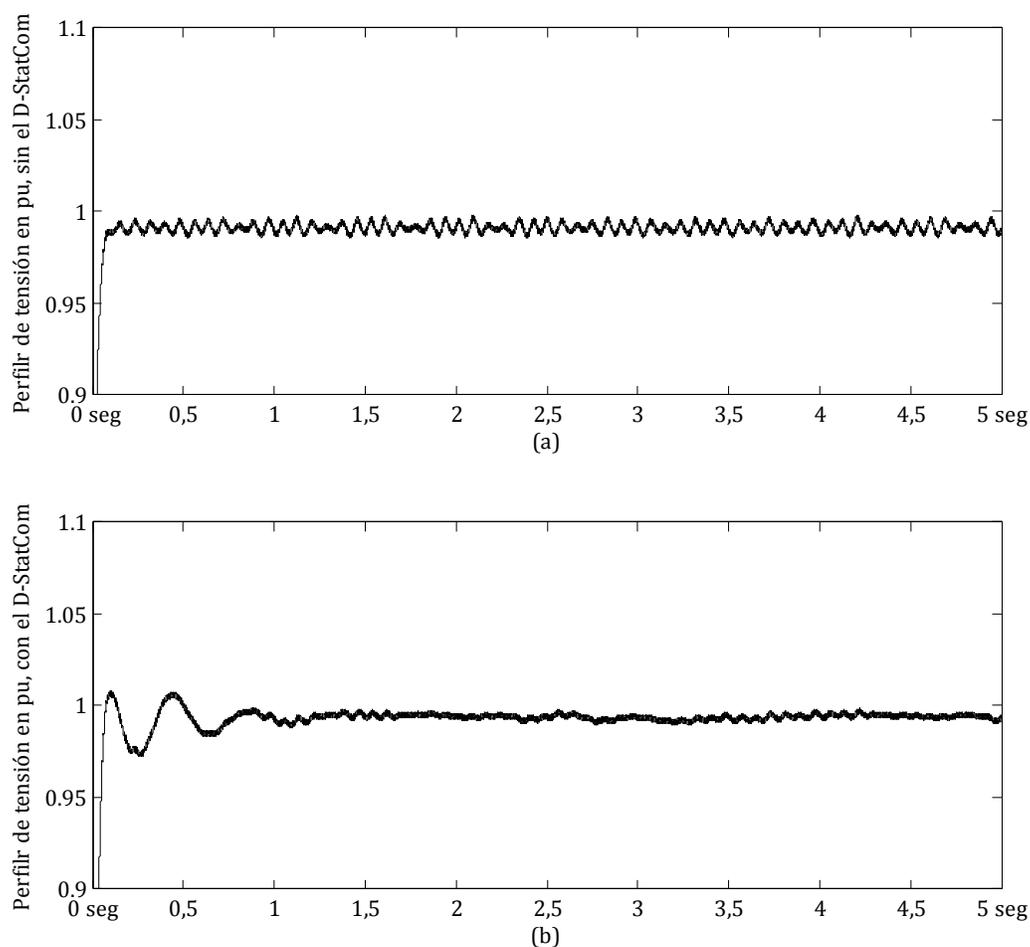


Figura 5-20. Perfiles de voltaje en pu, en la barra de 115 kV antes (a) y después (b) de la conexión del D-StatCom.

El valor del THD de las corrientes de línea en el primario del transformador T_1 se muestra en la Tabla 5-21, antes y después de conectar el D-StatCom.

Tabla 5-21. Comparación del THD promedio, de las corrientes de línea en la barra de 115 kV antes y después de la conexión del D-StatCom.

	Sin D-StatCom	Con D-StatCom
THD fase a	7.56 %	3.15 %
THD fase b	8.96 %	3.11 %
THD fase c	9.11 %	3.12 %

Los resultados de la tabla anterior muestran que el valor del THD al conectar el D-StatCom se reduce a un valor inferior al 5%, menor al indicado en el estándar IEEE – 519.

En la Figura 5-21 se muestra el voltaje del lado de continua del inversor, para evaluar el desempeño del controlador PI.

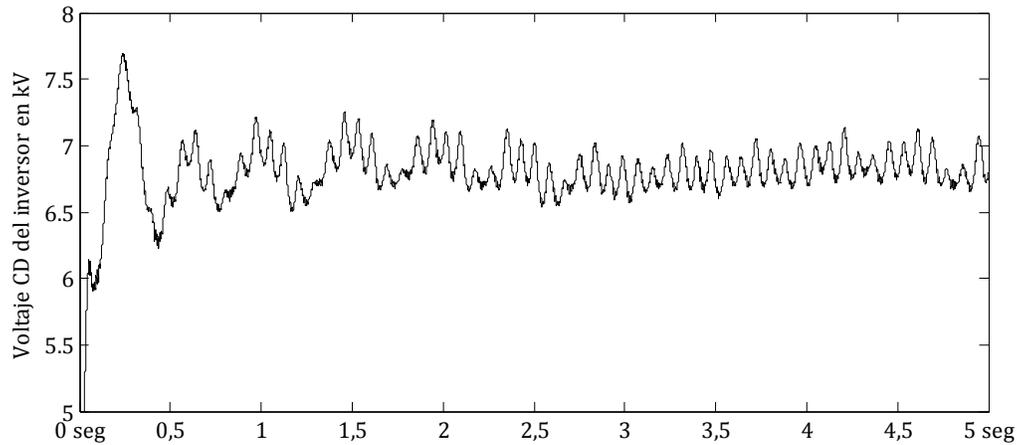


Figura 5-21. Voltaje CD del inversor, con una componente promedio cercana a la tensión de referencia.

Se observa en la figura anterior, inicialmente el comportamiento transitorio de la tensión en el instante de conexión del compensador y su posterior restablecimiento alrededor de su valor de referencia, con un rizado debido a las variaciones de la potencia reactiva de la carga (horno de arco).

6. Consideraciones finales

6.1. Conclusiones

La comparación de los resultados obtenidos de las salidas del modelo del horno de arco eléctrico con las señales de un horno de arco real permite inferir que el modelo utilizado refleja el comportamiento real del horno y valida su inclusión en los problemas de calidad de energía que se analizan en un sistema de distribución. Además, el modelo se puede utilizar para evaluar el desempeño de sistemas de compensación como el D-StatCom o el SVC y generar un concepto en cuanto a la operación de estos y a la viabilidad o no de su utilización para mitigar las perturbaciones generadas por la carga.

Acerca de las técnicas de estimación de parámetros del modelo del horno de arco, se puede concluir que la regresión Bayesiana lineal junto con la estimación de derivadas usando funciones base Gaussiana, aplicada a la sintonización de los parámetros de la primera etapa del modelo, entrega resultados aproximados a las mediciones reales. Resultados casi iguales a los de regresión Bayesiana lineal se obtuvieron usando regularización de Tikhonov. Con la estimación por máxima verosimilitud se debe tener cuidado en la inicialización de los parámetros del modelo, debido a la fuerte dependencia de estos con los errores observados de las voltajes y corrientes del arco eléctrico. Respecto a la estimación de los parámetros de la fase dinámica del modelo con redes neuronales, se debe inicialmente realizar la configuración de la red neuronal (número de capas y número de neuronas por capa) a partir de resultados obtenidos con diferentes topologías, debido a la relación de esta con los errores en voltajes y corrientes eficaces. Usando regresión multidimensional con máquinas de soporte vectorial (M-SVM), se obtuvieron parámetros que aproximaban mejor la dinámica del horno de arco en comparación con los resultados obtenidos usando redes neuronales.

Se demuestra la validez del D-StatCom para mitigar los problemas generados por el horno de arco de acuerdo a los resultados obtenidos en simulación. Además de reducir el valor del PST, el compensador permite reducir las variaciones de potencia reactiva consumida por el horno y mejorar los perfiles de tensión en el PCC. Respecto a la técnica de control de corriente, la banda adaptiva de histéresis aplicada al D-StatCom es una valiosa herramienta para obtener una frecuencia de conmutación casi

constante, permitiendo reducir las pérdidas por conmutación y reducir la distorsión armónica de las corrientes de alimentación.

6.2. Trabajos futuros

Como trabajos futuros se puede considerar, aplicar las técnicas de estimación de parámetros utilizadas en este trabajo a otros modelos de horno de arco eléctrico o incluso a cargas no lineales de impedancia variable propuestas en la literatura. También se puede estudiar los efectos de otros generadores de señales caóticas en el modelado del horno de arco eléctrico. Adicionalmente, se pueden considerar otras metodologías de calibración de parámetros como procesos Gaussianos.

Respecto al compensador, se recomienda utilizar otras topologías para el inversor del D-StatCom, como inversores multinivel. También, aplicar otras técnicas de control como la modulación por vector espacial.

7. Bibliografía

- [1] E. O'Neill, G. Heydt, E. Kostelich, S. Venkata, and A. Sundaram, "Nonlinear deterministic modeling of highly varying loads," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 14, no. 2, pp. 537-542, April 1999.
- [2] L. Tang, S. Kolluri, and M. McGranaghan, "Voltage flicker prediction for two simultaneously ac arc furnace," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 12, no. 2, pp. 985-992, April 1997.
- [3] C. Duffey and R. Stratford, "Update of harmonic standard IEEE-519 IEEE recommended practices and requirements for harmonic control in electric power systems", Copyright Material IEEE, Paper No. PCIC-88-7, 1988.
- [4] H. Chong et al., "Evaluation of Cascade-Multilevel-Converter-Based STATCOM for Arc furnace Flicker Mitigation," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 43, no. 2, pp. 378-385, March 2007.
- [5] M. Kennedy and A. O'Hagan, "Bayesian calibration of computer models," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodology)*, vol. 63, no. 3, pp. 425-464, 2001.
- [6] MathWorks. (2013) Flickermeter Simulator by Patrik Jourdan. [Online]. <http://www.mathworks.com/>
- [7] CEI IEC Publ. 61000-4-15, "Flickermeter-Functional and Testing Specifications," 1997.
- [8] E. Acha, A. Semlyen, and N. Rajakovic, "A harmonic domain computational package for nonlinear problems and its application to electric arcs," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, no. 3, pp. 1390-1397, July 1990.
- [9] O. Ozgun and A. Abur, "Flicker study using a novel arc furnace model," *IEEE*

Transactions on power delivery, vol. 17, no. 4, pp. 1158-1163, October 2002.

- [10] G. Montanari, M. Loggini, A. Cavallini, L. Pitti, and D. Zaninelli, "Arc furnace model for the study of flicker compensation in electrical networks," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 9, no. 4, pp. 2026-2036, October 1994.
- [11] G. Manchur, "Development of a model for predicting flicker from electric arc furnace," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 7, no. 1, pp. 416-426, January 1992.
- [12] R. Horton, A. Haskew, and R. Burch, "A time-domain ac electric arc furnace model for flicker planning studies," *IEEE Transactions On Power Delivery*, vol. 24, no. 3, pp. 1450-1457, July 2009.
- [13] Murat Gol et al., "A new field data based EAF model for power quality studies," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 46, no. 3, pp. 1230-1242, May-June 2010.
- [14] Mehdi Torabian and Berooz Vahidi, "A new stochastic model of electric arc furnace based on hidden markov model: A study of its effects on the power system," *IEEE Transactions on power delivery*, vol. 24, no. 4, pp. 1893-1901, October 2012.
- [15] S. M. Mousavi, S. H. Hosseinan, H. A. Abyaneh, and N. Moaddabi, "Parameter identification of arc furnace based on stochastic nature of arc length using two - step optimization technique," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 25, no. 4, pp. 2859-2867, October 2010.
- [16] R. Collantes and T. Gómez, "Identification and modelling of a three phase arc furnace for voltage disturbance simulation," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 12, no. 4, pp. 1812-1817, October 1997.
- [17] M. Alves, Z. Assis, G. Garcia, and D. Gomes, "An integrated model for the study of flicker compensation in electrical networks," *Electric Power System Research*, no. 80, pp. 1299-1305, June 2010.
- [18] J. Marulanda, C. Sepúlveda, and M. Alvarez, "Estimación de los Parámetros de un Modelo de un Horno de Arco Eléctrico Usando Máxima Verosimilitud," *Revista TecnoLógicas*, vol. 29, pp. 69-89, Diciembre 2012.
- [19] A. Alzate, J. Marulanda, and A. Escobar, "Electric arc furnace modeling for power quality analysis", IEEE Conference of the Andean Council ANDESCON, Bogotá 2010.
- [20] B. Blazic and I. Papic, Analysis of Flicker Mitigation in a Utility, Presented at

- EUROCON Computer as a Tool. The IEEE Region 8, Slovenia, 2003.
- [21] Aurelio García Cerrada, Pablo García González, Rafael Collantes, Tomás Gómez, and Javier Anzola, "Comparison of thyristor controlled reactors and voltage source inverters for compensation of flicker caused by arc furnaces," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 15, no. 4, pp. 1225-1231, October 2000.
- [22] Chong Han et al., "Evaluation of cascade multilevel converter based StatCom for arc furnace flicker mitigation ," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 43, no. 2, pp. 378-385, March/April 2007.
- [23] Atousa Yazdani, Mariesa L. Crow, and J. Guo, "An improved nonlinear StatCom control for electric arc furnace voltage flicker mitigation," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 24, no. 4, pp. 2284-2290, October 2009.
- [24] A. Orille Fernández, *Centrales eléctricas II. Introducción al sector eléctrico y al sistema de energía eléctrica.*, Universitat Politècnica de Catalunya ed. Barcelona, España, 1993.
- [25] J. Jones. (2013) P2 INFOHOUES a comprehensive pollution prevention reference collection. "Understanding electric arc furnace operations for steel production". [Online]. <http://infohouse.p2ric.org/>
- [26] J. Trageser, "Power usage and electrical circuit analysis for electric arc furnace," *IEEE transactions on industry applications*, vol. IA-16, no. 2, pp. 277-284, March-April 1980.
- [27] V. Srinivas, B. Elham, and A. Adly, "A new time domain voltage source model for an arc furnace using EMTP," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 11, no. 3, pp. 1685-1691, July 1996.
- [28] G. Carpinelli, F. Iacovane, A. Russo, and P. Varilone, "Chaos-based modeling of DC arc furnace for power quality issues," *IEEE Transactions on power delivery*, vol. 19, no. 4, pp. 1869-1876, October 2004.
- [29] P. King, T. Ochs, and A. Hartam, "Chaotic responses in electric arc furnace," *Journal Application Physics*, vol. 76, no. 4, pp. 2059-2065, August 1994.
- [30] M. Kennedy, "Three steps to Chaos-Part I: Evolution," *IEEE Transactions on circuit and systems-I:Fundamental, theory and applications*, vol. 40, no. 10, pp. 640-665, October 1993.
- [31] M. Kennedy, "Three steps to chaos-Part II: A chua's circuit primer," *IEEE Transactions on circuit and systems-I:Fundamental, theory and applications*, vol. 40, no. 10, pp. 657-674, October 1993.

- [32] E. Cano and E. Tacca, "Arc furnace modeling in ATP-EMTP", Presented at the International Conference on Power Systems Transients, Montreal Canada, 2005.
- [33] C. Bishop, *Pattern recognition and Machine Learning*. Cambridge: Springer, 2006.
- [34] I. Nabney, NETLAB Algorithms for Pattern Recognition, Springer, ISBN-10: 1852334401, 2004.
- [35] C. Hansen, "Regularization tools. A Matlab package for analysis and solution of discrete ill posed problems," University of Denmark, Lyngby, reporte, March 2008.
- [36] G. Wyss and K. Jorgensen, "A User's Guide to LHS: Sandia's Latin Hypercube Sampling Software," Albuquerque, NM 87185-0747, 1998.
- [37] J. Hiler and G. Tome, *Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, Modelos y Aplicaciones*. Barcelona: RA-MA S.A, 1995.
- [38] J. Quintero, "Herramienta para Redes Neuronales en Tiempo Real," Universidad del Quindío, Tesis de pregrado, 2004.
- [39] Howard Demuth and Mark Beale, "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB," User's Guide. The MathWorks Inc., 2002.
- [40] K. Bao, K. Hajime, and N. Yoshikazu, "Inverting Feedforward Neural Networks Using Linear and Nonlinear Programming," *IEEE Transactions on Neural Networks*, pp. 1271-1290, 1999.
- [41] A. Linden, *Iterative inversion of neural networks and its applications, in Handbook of Neural Computation*, M. Fiesler and R. Beale.: Inst. Phys. Publishing and Oxford Univ. Press, 1997.
- [42] M.I. Jordan and D.E. Rumelhart, "Forward models: Supervised learning with a distal teacher," *Cognitive Sci*, pp. 307-354, 1992.
- [43] A. Jaramillo and R. Lopez, "Transformada corta de Fourier," *Scientia et Technica*, vol. XIII, no. 34, pp. 519-521, 2007.
- [44] T. Coleman and Y. Li, "An interior, trust region approach for nonlinear minimization subject to bounds ," *SIAM Journal on Optimization*, vol. 6, pp. 418-445, 1996.
- [45] Matilde Sánchez-Fernández, Mario de-Prado-Cumplido, Jerónimo Arenas-García, and Fernando Pérez-Cruz, "SVM Multiregression for Nonlinear Channel

- Estimation in Multiple-Input Multiple-Output Systems," *IEEE Transactions On Signal Processing*, vol. 52, no. 8, pp. 2298 - 2307, August 2004.
- [46] F. Pérez-Cruz et al., "Multi-dimensional function approximation and regression estimation," in *Proc. ICANN, Madrid, Spain, 2002*.
- [47] J. Nocedal and S. J. Wright, "Numerical Optimization," *New York, 1999*.
- [48] D. Mancera and A. Alzate, El D-Statcom como solución a los problemas de calidad de energía, II Congreso internacional sobre uso racional y eficiente de la energía, Santiago de Cali, 2006.
- [49] J. Marulanda, "Control por histéresis de la corriente en los filtros activos de potencia," Universidad Tecnológica de Pereira, Tesis de pregrado, 2008.
- [50] M. Lumbreras, "Filtros activos de potencia para la compensación instantánea de armónicos y energía reactiva ," Universitat Politècnica de Catalunya, Tesis doctoral, 2006.
- [51] C. Cavaliere, "Analysis of Statcom operating in unbalanced system," Universidade Federal do Rio de Janeiro, Master thesis 2001.
- [52] L. Pigazo, "Método de control de filtros activos de potencia paralelo tolerante a perturbaciones de la tensión de la red," Universidad de Cantabria, Tesis doctoral 2004.
- [53] M. Ucar and E. Ozdemir, "Control of a 3-phase 4-leg active power filter under non-ideal mains voltage condition ," *Electric Power System Research*, no. 78, pp. 58-73, January 2008.
- [54] M. Kale and E. Ozdemir, "An adaptive hysteresis band current controller for shunt active power filter," *Electric Power Systems Research* , vol. 73, no. 2, pp. 113-119, February 2006.
- [55] S. Buso and S. Fasolo, "A dead-beat adaptive hysteresis current control ," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 36, no. 4, pp. 1174-1180, August 2002.
- [56] B.K. Bose, "An adaptive hysteresis-band current control technique of a voltage-fed PWM inverter for machine drive system," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 37, no. 5, pp. 402-408, October 1990.
- [57] Hsu C.Y. and Wu H.Y., "A new single-phase active power filter with reduced energy-storage capacity," *IEE Proceedings Electric Power Applications*, vol. 143, no. 1, pp. 25-30, January 1996.

- [58] Christopher A., "Three phase load balancing and power factor correction using a pulse width modulated static compensator," University of Manitoba, Master Thesis 2001.
- [59] Shaahin Filizadeh and A. M. Gole, "Harmonic Performance Analysis of an OPWM-Controlled STATCOM in Network Applications," *IEEE Transaction On Power Delivery*, vol. 20, no. 2, pp. 1001-1008, April 2005.