

MODELO MATEMÁTICO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PREDISPOSICIÓN AUTOMÁTICA DEL FLUJO DE CAL Y HRD DURANTE EL PROCESO DE ACERACIÓN PRIMARIA EN HORNOS ELÉCTRICOS DE LA ACERÍA DE PLANCHONES DE SIDOR, C.A.

> ING. MARLON JOSÉ ROJAS DÍAZ C.I. V.- 18.977.757



MODELO MATEMÁTICO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA
LA PREDISPOSICIÓN AUTOMÁTICA DEL FLUJO DE CAL Y HRD
DURANTE EL PROCESO DE ACERACIÓN PRIMARIA EN HORNOS
ELÉCTRICOS DE LA ACERÍA DE PLANCHONES DE SIDOR, C.A.

ING. MARLON JOSÉ ROJAS DÍAZ C.I. V.- 18.977.757

Trabajo de investigación que se entrega ante la Dirección de Investigación y Post Grado de Ingeniería Metalúrgica, como requisito para optar al título Magíster Scientiarum en Ingeniería Metalúrgica.



ACTA DE EVALUACIÓN

En mi carácter de tutor académico del trabajo de grado presentado por el ingeniero: MARLON JOSÉ ROJAS DÍAZ, portador de la cédula de identidad Nro. 18.977.757, titulado: "MODELO MATEMÁTICO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PREDISPOSICIÓN AUTOMÁTICA DEL FLUJO DE CAL Y HRD DURANTE EL PROCESO DE ACERACIÓN PRIMARIA EN HORNOS ELÉCTRICOS DE LA ACERÍA DE PLANCHONES DE SIDOR, C.A.", como requisito de evaluación del trabajo de maestría para optar al título de Magíster Scientiarum en Ingeniería Metalúrgica, considero que dicho trabajo reúne los requerimientos y méritos suficientes para ser sometido a la evaluación por parte del jurado examinador.

En la ciudad de Puerto Ordaz a los dos días del mes de febrero de dos mil dieseis.

PhD. Jesús López

C.I.: 4.621.502



APROBACIÓN

Quienes suscriben, el tutor académico y los jurados, para examinar el trabajo de maestría presentado por el ingeniero: MARLON JOSÉ ROJAS DÍAZ, portador de la cédula de identidad Nro. 18.977.757, titulado: "MODELO MATEMÁTICO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PREDISPOSICIÓN AUTOMÁTICA DEL FLUJO DE CAL Y HRD DURANTE EL PROCESO DE ACERACIÓN PRIMARIA EN HORNOS ELÉCTRICOS DE LA ACERÍA DE PLANCHONES DE SIDOR, C.A.", como requisito de aprobación del trabajo de maestría para optar al título de Magíster Scientiarum en Ingeniería Metalúrgica, consideramos que dicho trabajo cumple con los niveles exigidos, para tal efecto lo declaramos: APROBADO.

Pr	nD. Jesús López
Tu	utor Académico
MsC. Emilio Bravo	MSc. Ruselkis Flores
Jurado	Jurado

Ing. Marlon José Rojas Díaz

"Modelo matemático basado en inteligencia artificial para la predisposición automática del flujo de cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos de la acería de planchones de Sidor, C.A."

209 Páginas

Trabajo de Maestría.

Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre", Vicerrectorado Puerto Ordaz. Dirección de Investigación y Post Grado.

Tutor Académico: PhD. Jesús López

Referencias. Página 178

Palabras Claves: Fabricación de Acero, Flujo Másico, Metalurgia Primaria, Horno de Arco Eléctrico (HEA), HRD, Cal, Desfosforación, Técnicas de Control Inteligente, Modelo Matemático, Inteligencias Artificial.

DEDICATORIA

La presente investigación va dedicada a todas aquellas personas importantes en mi vida, que siempre estuvieron presente y/o disponible en todo momento para brindarme toda su ayuda, ahora me toca a mí regresar un poco de todo lo inmenso que me han otorgado. Con todo mi cariño está tesis se las dedico a ustedes:

A mi padre Dios.

A mis padres: Marbella Díaz (madre bella, mi purra) y Pedro Rojas

A mis hermanos: Yosmel Rojas y Marvin Rojas

A mi querida abuela Mama Ana

A mis tías: Maribel Díaz y Florangel Hernández

A todos ustedes, espero no defraudarlos y contar siempre con su valioso apoyo, sincero e incondicional.

"Más allá del conocimiento, de la educación, de las habilidades, del nombre e incluso del dinero, la actitud y la fe es la fuerza fundamental para llegar a la cima".

(Extraído de la obra literaria del Psicólogo y Coach **Carlos Saúl**: "No es cuestión de leche, es cuestión de actitud", p.41)

AGRADECIMIENTO

La finalización de este proyecto de investigación culmina una de las etapas más importantes de mi vida, por lo que me gustaría expresar mi agradecimiento:

A mi **Dios**, todo poderoso; por haberme dado toda la fuerza necesaria para cumplir con cada una de las metas que me he propuesto a lo largo de mi vida. Gracias por siempre acompañarme, protegerme y guiarme.

Especialmente a ti madre querida **Marbella Díaz** (que sin saberlo te has convertido en mi "coach motivador" personal); que con ejemplos dignos de superación y entrega hiciste todo lo posible para que yo pudiera lograr mis sueños. Gracias por estar en todo momento a mi lado, guiándome y motivándome con tu apoyo incondicional cuando sentía que el camino se terminaba. Gracias por enseñarme que el éxito radica en la perseverancia, actitud, pasión y amor que se plasma en cada una de las actividades que uno se proponga a realizar. Por ello, hoy una vez más, puedo ver alcanzada y cumplida una nueva meta, un nuevo objetivo que llevo escrito en mi libro de vida y que sin lugar a duda, lleva tu nombre también, por que a ti madre te debo todo lo que soy hoy día, siempre estaré en deuda contigo, ¡Te amo!

A mi padre **Pedro Rojas**, por tu apoyo incondicional, por guiarme por brindarme tu confianza y estar ahí en todo momento que te necesito.

A mi abuela **Ana Luisa** (mi segunda madre) y mis tías: **Maribel Díaz** y **Florángel Hernández**, quienes con sus sabidurías y lecciones influyeron en mí para ser un hombre de bien preparado para los retos que pone la vida.

Mis más calurosos agradecimientos a mis hermanos: **Yosmel Rojas** y **Marvin Rojas**; porque con su hermandad, convivencia y ejemplo, han sido y seguirán siendo parte fundamental en mi promoción personal.

Mis más sinceros agradecimientos a mis compañeros ingenieros de trabajo: Esnardo Morales, Magaly Castro, Alejandro Zambrano y

Mellerlin Borges, con quienes comparto el día a día durante las horas laborales, y que se han convertido en parte de mi familia, gracias por su apoyo en lo académico y en lo personal.

A mis tutores: **Ing. Octavio Carvajal, Lic. Olga Prado** (que cariñosamente le digo profesora, y ahora más que nunca por que tuve el honor de ser su alumno) y **PhD. Jesús López**; por haber aceptado ser mis tutores, servir de guía y aportar todos sus conocimientos en el detalle y perfección del proyecto.

Mis más sincero agradecimiento a la colega **Ing. Paola Fernández**, por apoyarme, aconsejarme y ayudarme en finalizar esta tesis, gracias por tu amistad incondicional.

A ti "UNEXPO", mi casa de estudio, por darme la oportunidad de aprender y conocer, por brindarme y enseñarme todos aquellos conocimientos que contribuyeron a formarme y prepararme en una gran profesión como lo es la Ingeniería Metalúrgica.

A la siderurgia del Orinoco "Alfredo Maneiro", mi casa de trabajo, por brindarme la oportunidad de aplicar mis conocimientos profesionales adquiridos durante la carga académica del pregrado y en esta oportunidad la del postgrado, al realizar mi trabajo de grado en sus instalaciones y contribuir con la mejora continua en esta. Gracias por la gran oportunidad que me brindas en poder seguir creciendo en lo profesional.

Finalmente, y no por eso menos especiales, gracias a mis compañeros de investigación, entre los que se destaca: **Fabiana García**, **José Carrasquero**, **Marvin Rojas**, quienes sumaron esfuerzo y trabajo para la consolidación de este proyecto de investigación.

A todos ustedes, muchas gracias...!

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE DE TABLA	xi
ÍNDICE DE FIGURA	xiii
ÍNDICE DE GRÁFICAS	xv
RESUMEN	xvii
INTRODUCCIÓN	1
CAPITULO I: EL PROBLEMA	4
Planteamiento del Problema	4
Objetivos de la Investigación	7
Objetivo General	7
Objetivos Específicos	
Justificación	7
Alcance y Delimitación	8
CAPITULO II: MARCO REFERENCIAL	10
Antecedentes de la Investigación	10
Bases Teóricas	18
Dascs (Concas	
Aceración	18
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria	ceso de 19
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica	ceso de 19 19
Aceración	ceso de 19 19 29
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono	ceso de 19 29 33
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes	ceso de 19 29 33
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA	ceso de 19 29 33 36
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA Fusión de la Carga Metálica	ceso de 19 29 36 36
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA Fusión de la Carga Metálica Oxidación	ceso de 19 39 36 43 43
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA Fusión de la Carga Metálica Oxidación Ajuste de Temperatura y Composición Química	ceso de
Aceración Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Prod Metalurgia Primaria Carga Metálica Oxígeno Agentes Desoxidantes: Carbono Escorificantes y Fundentes Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA Fusión de la Carga Metálica Oxidación	ceso de

	Composición de los Óxidos de las Escorias en HEA	72
	Basicidad de la Escoria	
	Diagramas de Solubilidad Isotérmica (ISD)	
	Influencia de la Basicidad de la Escoria en los ISD	78
	Funciones de la Escoria en los HEA Empleados para la Fabricación	
	Aceros	
	Computación Inteligente	
	Técnicas Inteligentes Artificiales	
C	CAPITULO III: MARCO METODOLÓGICO	99
	Tipo de Investigación	99
	Diseño de la Investigación	100
	Población o Universo de Estudio	100
	Muestra del Estudio	101
	Eventos o Variables	103
	Observación Directa	105
	Análisis Documental	106
	Entrevista Semiestructurada	106
	Procedimiento de Recolección de los Datos	107
	Procedimiento Metodológico	109
	Fase I: Establecer el diseño preliminar del modelo matemático que	
	permite estimar el flujo cal y HRD durante el proceso de aceración	
	primaria en hornos eléctricos	109
	Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de Cal Mezcla	109
	Modelo de Simulación: Adquisición y Seguimiento de Datos	
	Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de HRD	
	Fase II: Efectuar pruebas fuera de línea (off-line) para la validación y	
	ajuste del modelo matemático preliminar establecido	115
	Fase III: Determinar posibles mejoras o impacto sobre los costos de	440
	producción de acero a partir del modelo matemático propuesto	
	Cálculo de Costo con el Ahorro del consumo de Cal Cálculo de Costo de Productividad	
	Procesamiento de la Información	
	Codificación de los Datos	
	Código del Patrón de Carga Metálica	
	Código del Patrón Químico del HRD	119

	Código del Patrón del Flujo de HRD Tabulación de los Datos	
	Análisis Estadísticos de los Datos	125
С	APITULO IV: RESULTADOS	128
	Determinar las variables principales que influyen sobre el flujo de Cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos a través de un análisis multivariado	128 136
	Establecer el diseño preliminar del modelo matemático que permite esti el flujo cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, considerando posibles técnicas inteligentes	148 148 149 asta
	Ruta Nro. 2: Traslado de Material (HRD y Cal) desde Midrex II hasta los Silos de Planchones	a 152 is a 154 157 158 161
	Efectuar pruebas fuera de línea (off-line) para la validación y ajuste del modelo matemático preliminar establecido	167
	Determinar posibles mejoras o impacto sobre los costos de producción acero a partir del modelo matemático propuesto	
L	ISTA DE REFERENCIAS	178
С	ONCLUSIONES	190
R	ECOMENDACIONES	191

ÍNDICE DE TABLA

Tabla 2. 1: Clasificación de la Chatarra empleada en Sidor, en función de la densidad. 20
Tabla 2. 2: Impacto de las variables de procesos en el consumo de energía eléctrica
Tabla 2. 3: Composición química de la cal cálcica. 37
Tabla 2. 4: Composición química de la cal dolomítica
Tabla 2. 5: Composición química de la cal dolomítica
Tabla 2. 6: Afinidad de los elementos con el oxígeno. 46
Tabla 2. 7: Diferentes expresiones de las actividades de la especies
Tabla 2. 8: Clasificación de los óxidos componentes de la escoria
Tabla 3. 1: Cantidad de muestras empleadas en la investigación
Tabla 3. 2: Tipos de variables empleadas en los modelos de simulación 104
Tabla 3. 3: Código para identificar el rango porcentual de cada una de la carga metálica
Tabla 3. 4: Código para identificar el rango porcentual del patrón químico del HRD. 119
Tabla 3. 5: Código para identificar la calidad del acero. 120
Tabla 3. 6: Código para identificar el valor de las variables eficiente (ITHD, carga total, temperatura y energía especifica). 121
Tabla 3. 7: Especificaciones del %P y %C disuelto en el acero según el tace a fabricar (calidad comercial)
Tabla 3. 8: Código para identificar el nivel de eficiencia del patrón del flujo de HRD. 122
Tabla 3. 9: Código adicionales.
Tabla 3. 10: Categorización de los datos recolectados en la investigación. 124
Tabla 4. 1: Distribución en el silo estimado por el modelo. 158
Tabla 4. 2: Distribución en la tolva estimador por el modelo. 159
Tabla 4. 3: Parámetros de la arquitectura de la red neuronal artificial 163

Tabla 4. 4: Resultados de emplear un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia Nro. 4 durante la etapa fusión durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico
Tabla 4. 5: Resultados de emplear un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia Nro. 2 durante la etapa fusión durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico
Tabla 4. 6: Comparación promedio del consumo de cal y el tap to tap entre e modelo vs real. 175
Tabla 4. 7: Comparación de la producción de acero líquido acumulado desde Enero 2014 hasta Diciembre 2015
Tabla 4. 8: Comparación de los costos en el consumo de cal acumulado desde Enero 2014 hasta Diciembre 2015

ÍNDICE DE FIGURA

Figura 2. 1: Fabricación de Acero a nivel mundial	18
Figura 2. 4: Influencia del contenido de HRD sobre el consumo de energía eléctrica en un hornos de arco eléctrico	
Figura 2. 5: Variabilidad del porcentaje en masa de sílice (SiO2) en el HRD en el periodo comprendido entre los años 2012 -2014	
Figura 2. 6: Requerimientos de consumo materiales primas en función del porcentaje de HRD contenido en la carga metálica	28
Figura 2. 7: Efecto del consumo de energía por la inyección de oxígeno 3	30
Figura 2. 8: %MgO vs. Basicidad	39
Figura 2. 9: Índice de espumación vs. Viscosidad efectiva	40
Figura 2. 10: Relación entre el contenido de carbono y la actividad de oxígeno del baño para el horno eléctrico y el convertidor. Comparación con valores previstos por el equilibrio	
Figura 2. 11: Variación del coeficiente de actividad del FeO y MnO con la basicidad	51
Figura 2. 12: Variación de la relación entre el coeficiente de actividad del FeO y MnO con la basicidad	53
Figura 2. 13: Relación entre el contenido de carbono del baño y el porcenta de FeO de la escoria para un horno eléctrico y convertidor	
Figura 2. 14: Proceso de formación de la escoria espumosa mediante la descarburación y la reducción de oxido de hierro con carbono disuelto en el acero	
Figura 2. 15: Mecanismo de reducción de FeO con partículas de carbono disueltos en la escoria.	30
Figura 2. 16: Relación entre el índice de espumosidad y el ITHD	33
Figura 2. 17: Diagrama de Solubilidad Isotérmico para una basicidad de 1,5 y T=1600°C	
Figura 2. 18: ISD para distintas índices de basicidad binaria	78
Figura 2. 19: Esquema de una neurona	35
Figura 2. 20: Sinapsis de una neurona	36
Figura 2. 21: Esquema de funcionamiento de una neurona artificial 8	37
Figura 2. 22: Clasificación de las redes neuronales recurrentes	92
Figura 2. 23: Clasificación de las redes neuronales recurrentes	94

Figura 4. 1: Flujograma de transporte de material desde cribado hacia lo silos de almacenamiento de planchones.	
Figura 4. 2: Esquema de llenado del silo.	153
Figura 4. 3: Flujograma de transporte de material desde los silos de almacenamiento de planchones hasta las tolvas a boca de horno 6	156
Figura 4. 4: Esquema de llenado de la tolva	157
Figura 4. 5: Esquema general del modelo del sistema de predisposición o flujo desarrollado	

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 4. 1: Relación de índice de basicidad binaria de la escoria con el indicador ITHD
Gráfica 4. 2: Relación entre el índice de basicidad binaria de la escoria y el P disuelto en el acero
Gráfica 4. 3: Relación entre el contenido de CaO en la escoria y el P disuelto en el acero
Gráfica 4. 4: Efecto de la temperatura en la disolución del P en el acero 134
Gráfica 4. 5: Efecto de la temperatura en el coeficiente de distribución del fósforo entre la escoria y el acero
Gráfica 4. 6: Comparación entre los flujos estimados por el modelo, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 7: Flujo de HRD empleado por el fundidor durante la etapa de fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 8: Comparación entre los flujos estimados por el modelo, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 9: Flujo de HRD empleado por el fundidor durante la etapa de fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 10: Variabilidad del flujo de HRD con respecto a la energía especifica y el indicador ITHD143
Gráfica 4. 11: Variabilidad del flujo de HRD con respecto al peso de HRD acumulado durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico
Gráfica 4. 12: Frecuencia del nivel de eficiencia del patrón de HRD empleados durante la fabricación de acero en el horno eléctrico
Gráfica 4. 13: Patrón del flujo másico de HRD empleado con un nivel de eficiencia muy buena en la colada Nro. 640373, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 14: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático de la red neuronal
Gráfica 4. 15: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático en una colada que utilizó un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia 4, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria
Gráfica 4. 16: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático en una colada que utilizó un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia 4, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria

Gráfica 4. 17: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD	
predicho por el modelo matemático con una colada que utilizó un patrón de	
flujo de HRD con un nivel de eficiencia 2, durante la etapa fusión del proce	
de aceración primaria	171
Gráfica 4. 18: Ahorro porcentual teórico del tap to tap y consumo de cal	
mezcla por medio del modelo propuesto	175



UNIVERSIDAD NACIONAL EXPERIMENTAL POLITÈCNICA "ANTONIO JOSE DE SUCRE" VICE-RECTORADO PUERTO ORDAZ DIRECCIÓN DE INVESTIGACIÓN Y POST GRADO

MAESTRÍA INGENIERÍA METALÚRGICA

DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA PREDISPOSISIÓN AUTOMÁTICA DEL FLUJO DE CAL Y HRD DURANTE EL PROCESO DE ACERACIÓN EN LA ACERÍA DE PLANCHONES DE SIDOR, C.A.

Autor: Ing. Marlon José Rojas Díaz

Tutor Académico: PhD. Jesús Ramón López Hércules

RESUMEN

En este trabajo se tiene como objetivo desarrollar un modelo matemático para la predisposición automática del flujo de cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos de la acería de planchones de Sidor, C.A. Modelo que fue posible a través de un sistema integral de control inteligente de proceso dinámico, bajo un perfil de investigación de campo del tipo descriptivo; el cual se llevó a cabo mediante un seguimiento a un total de 46 coladas de acero de calidad comercial (según la norma ASTM A 1018) provenientes del horno eléctrico Nro. 6. El sistema esta conformado por tres módulos de simulación que permite asegurar la condición termodinámica ideal (temperatura del acero entre 1535 a 1575°C, el indicador ITHD menores a 1,5% y un índice de basicidad binaria de la escoria entre 2 a 2,6) para la protección del material refractario y desfosforación del acero durante el proceso de aceración primaria. En donde se obtuvo como resultado, una reducción del Tap To Tap en torno al 7,08%; una reducción del consumo de cal en 5,28%; un aumento de la productividad en torno al 7,51% y un ahorro económico de 1203,09 BsF por toneladas de acero líquido producido.

Palabras Claves: Fabricación de Acero, Flujo Másico, Metalurgia Primaria, Horno de Arco Eléctrico (HEA), HRD, Cal, Desfosforación, Técnicas de Control Inteligente, Modelo Matemático, Inteligencias Artificial.

INTRODUCCIÓN

La Siderúrgica del Orinoco "Alfredo Maneiro" (SIDOR), es una empresa creada por el estado venezolano en el año 1964, dedicada a la producción y comercialización de productos siderúrgicos destinados al mercado nacional y a la exportación.

En sus inicios, el esquema de operatividad y producción de acero estuvo adecuado a la tecnología de la época, denominada Siemens-Martin, también conocido como proceso de "solera abierta" que entre otras ventajas permitía el empleo de carbón de calidad inferior, arrabio y chatarra (cerca del 70% de la capacidad del horno) y que era calentado por llamas libres de gas o de aceite que penetran por un extremo de la solera por un periodo de 7 a 10 horas, con el propósito de elevar su temperatura y reducir su contenido de carbono mediante oxidación y disolución, hasta conseguir un acero de composición química deseada (Falk, Klaus, Lernet & Schlossorsch, 1986; Degarmo, Black & Kohser, 2002).

A partir del año 1998, la empresa procede a sustituir su modelo de producción de acero mediante la tecnología de Siemens-Martin por la tecnología de Acería Eléctrica, con el objetivo de incrementar la productividad de las acerías y garantizar mayor cantidad de productos semielaborados (planchones y palanquillas), para abastecer el cordón de planos (laminados en caliente y laminados en frío) y el cordón de largos (barras y alambrón).

Esta adecuación tecnológica, es considerada como unos de los beneficios de mayor relevancia con la que cuenta esta empresa. Pues, hoy por hoy, dicha tecnología aún representa un esquema de vanguardia que rige el negocio de fabricación de acero a nivel mundial (ALACERO, 2010).

El proceso de aceración llevado a cabo en SIDOR mediante la tecnología de acería eléctrica, se realiza en dos etapas operativas por separado, que son: "Metalurgia Primaria o Fusión" y "Metalurgia Secundaria o Afino" (Enríquez, Tremps, Fernández & Bengy, 2009).

La primera etapa comprende la fusión de la carga metálica (chatarra y HRD) en el horno eléctrico de arco, por el paso de corriente eléctrica a través de los electrodos de grafito. La segunda etapa o metalurgia secundaria tiene lugar en el cucharón y comprende la refinación de acero para lograr obtener las características químicas acordes con las especificaciones del producto, así como también la temperatura adecuada al proceso posterior de solidificación llevada a cabo en una maquina de colada continua. De esta forma, se logra disminuir los tiempos de operación y las exigencias mecánicas sobre los equipos (Kalpakjian & Schmid, 2002).

Cabe destacar que las coladas de acero antes de llegar a la etapa de afino tienen que lograr cumplir con cierta especificación en su composición química, siendo de especial interés el control del porcentaje en masa del fósforo (P), ya que según Morral, Jimeno & Morela (1985), tiene un efecto fragilizante sobre la estructura del acero con una marcada disminución de la tenacidad. Razón por la cual, Bucciarelli, Torga, Sabugal, Díaz & Lardizabal (2011), indica que: "... el P se especifica como elemento alearte solo en pocos grados, y más que todo, para aumentar la dureza y la resistencia a la corrosión atmosférica del acero" (p.272).

En este sentido, la cal mezcla que se utilice en el proceso de aceración primaria, debe ser consumida de manera eficiente que permita cumplir con ambas condiciones señaladas anteriormente. Lo que resulta difícil, por la ausencia de un sistema de control inteligente automático en el proceso, que a partir de medidas cuantitativas, permita en tiempo real la supervisión, monitoreo y acción de control sobre las variables físicas involucradas en la operación.

Por lo anterior, y con el propósito de la mejora continua de los procesos, la Gerencia de Operaciones de Acería conjunto a la Dirección de Ingeniería de SIDOR, han planteado como necesidad desarrollar un modelo matemático para la predisposición automática del flujo de cal mezcla y flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en los hornos de arcos eléctricos.

Modelo que es posible empleando técnicas de control inteligentes, herramienta que se ha venido incrementado en los últimos años, ya que como señala Castro & Echeverría (2001), ha demostrado ser un recurso estratégico que a partir de los mecanismos de procesamiento de información de los humanos, permite resolver problemas particulares o complejos en ambientes cambiantes; es decir, en sistemas dinámicos, siendo el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos un ejemplo claro y propicio para aplicar estos tipos de técnicas.

Desde esta perspectiva, este trabajo ha sido organizado y desarrollado a partir de cuatro capítulos. En el capítulo I, refleja los aspectos generales relacionados con el problema o estudio a desarrollar como lo son: planteamiento, objetivos (generales y específicos), justificación y alcance. El capítulo II, designado como marco referencial, contempla los antecedentes del problema, además se presentan las bases teóricas que sustentan el estudio. El capítulo III, definido como marco metodológico, en este capítulo se describe la naturaleza del estudio (tipo y diseño), técnicas e instrumentación para recolección, procesamiento y análisis de los datos. El capítulo IV, donde se exhiben los resultados obtenidos del diseño experimental, con sus respectivos análisis, limitaciones y propuestas de mejoras. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones del trabajo.

CAPITULO I

EL PROBLEMA

Planteamiento del Problema

A nivel mundial, según la Asociación Latinoamericana del Acero (ALACERO) existen dos tecnologías alternativas que pueden seguir las empresas siderúrgicas para fabricar acero, que son: acería integral y acería eléctrica; siendo esta última la que se emplea en Venezuela; específicamente, en SIDOR durante su proceso productivo.

Dicha tecnología consiste en utilizar hornos de arcos eléctricos (HEA) en la fase inicial de producción de acero denominada aceración primaria, en donde la carga metálica (HRD y chatarra) es fundida al hacer contacto con los arcos eléctricos generados por los electrodos de grafito a través del paso de corriente eléctrica.

Una vez que la carga metálica es fundida, se obtienen como producto acero líquido que pasa a la segunda fase de producción denominada afino o metalurgia secundaria, en donde se logra obtener tanto la composición química final del producto, como la temperatura final a la cual empieza el proceso de solidificación.

Cabe destacar que las coladas de acero antes de llegar a la etapa de afino tienen que lograr cumplir con cierta especificación en su composición química, siendo de especial interés el control del porcentaje en masa del fósforo (P), ya que según Morral et al. (1985), tiene un efecto fragilizante sobre la estructura del acero con una marcada disminución de la tenacidad. Razón por la cual, Bucciarelli, Torga, Sabugal, Díaz & Lardizabal (2011), indica que: "... el P se especifica como elemento aleante solo en pocos

grados, y más que todo, para aumentar la dureza y la resistencia a la corrosión atmosférica del acero" (p.272).

Ahora bien, para diminuir el P en el acero, es necesario añadir cal mezcla, el cual actúan como fundente que aporta óxido de calcio (CaO) que reacciona químicamente con el P para formar fosfatos estables que permanecen en la escoria, la cual posteriormente es retirada del proceso. Sin embargo, en la escoria también hay sílice (SiO₂) que es aportada por la materia prima HRD y que el mismo compite con el P por el CaO disponible para mantener la basicidad de la escoria, y con ello aumentar el tiempo de vida útil del horno. (Kalpakjian & Schmid, 2002; Orepeza, 2008)

En este sentido, la cal mezcla que se utilice en el proceso de aceración primaria, debe ser consumida de manera eficiente que permita cumplir con ambas condiciones señaladas anteriormente. Lo que resulta difícil, por la ausencia de un sistema de control inteligente automático en el proceso, que a partir de medidas cuantitativas, permita en tiempo real la supervisión, monitoreo y acción de control sobre las variables físicas involucradas en la operación. Problema que intensifica aún más con el hecho de que la adición de dichas materias primas se realiza mediante prácticas operativas totalmente empíricas; es decir, están basadas en la experiencia y experticia que tienen los operadores (fundidores de las diferentes cuadrillas) sobre el proceso y que además desconocen el dato real de la composición química del HRD, especialmente, el porcentaje en masa del SiO₂, el cual tiende a ser muy variable hoy en día.

Esta falta de uniformidad en la operación, causa variabilidad en el consumo de cal mezcla, situación que trae como consecuencia que en el momento que su consumo sea en exceso; es decir, mayor al requerido, se estaría produciendo una colada de acero líquido a un costo elevado por el alto consumo de cal, lo cual es crítico, dado que la misma se encuentra con bajo abastecimiento. Por otro lado, en el momento que el consumo de cal

sea déficit; es decir, menor al requerido, se tiene como efecto que se alarguen los tiempos de procesamiento del acero, para así poder cumplir con los atributos de calidad, lo que causa disminución en la productividad, aumento del consumo energético y disminución en el tiempo de vida útil de servicio de los equipos utilizados en el proceso.

Por tal motivo y en busca de la mejora continua, se ha planteado desarrollar un modelo matemático para la predisposición automática del flujo de cal mezcla y flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en los hornos de arcos eléctricos de la acería de planchones de SIDOR. De tal manera que se disponga de una única práctica de operación con un alto nivel de confianza que pueda ser fácilmente seguida por los fundidores, para seguir garantizando la calidad del producto final con un consumo eficiente de las materias primas, independientemente, de la variabilidad que estuviese presentando en su composición química.

Modelo que es posible empleando técnicas de control inteligentes, herramienta que se ha venido incrementado en los últimos años, ya que como señala Castro (2001), ha demostrado ser un recurso estratégico que a partir de los mecanismos de procesamiento de información de los humanos, permite resolver problemas particulares o complejos en ambientes cambiantes; es decir, en sistemas dinámicos, siendo el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos un ejemplo claro y propicio para aplicar estos tipos de técnicas. De esta forma sale a relucir las siguientes interrogantes:

¿Qué variables hay que controlar y cuantificar para desarrollar un modelo matemático que basado en técnicas de control inteligente permita predisponer de forma automática el flujo de HRD y cal mezcla durante el proceso de aceración primaria en HEA?

¿Qué tipo de técnicas de control inteligente se adecua mejor para desarrollar un modelo matemático que permite predisponer el flujo de cal mezcla y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos? ¿Comos se podría automatizar la adición de cal mezcla y HRD durante el proceso de aceración primaria en HEA?

¿Cómo se podría mejorar las practicas de adición de cal mezcla y HRD que emplea los operadores durante el proceso de aceración primaria HEA?

Objetivos de la Investigación

Objetivo General

 Desarrollar un modelo matemático basado en inteligencia artificial para la predisposición automática del flujo de cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos de la acería de planchones de Sidor, C.A.

Objetivos Específicos

- Determinar las variables principales que influyen sobre el flujo de Cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos a través de un análisis multivariado.
- 2. Establecer el diseño preliminar del modelo matemático que permite estimar el flujo cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, considerando posibles técnicas inteligentes.
- 3. Realizar pruebas fuera de línea (off-line) con el modelo matemático preliminar establecido para la validación y ajuste.
- 4. Determinar posibles mejoras o impacto sobre los costos de producción de acero a partir del modelo matemático propuesto.

Justificación

La formulación y desarrollo de un modelo matemático para la predisposición automática del flujo de cal mezcla y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, contribuirá en SIDOR a reesquematizar la estructura productiva de la acería de planchones con el objetivo de ofrecer una estrategia de ingeniería que atienda y solucione de

manera progresiva, la situación de inoperatividad que ocasiona la variabilidad en la composición química de las materias primas (especialmente en el HRD).

Permitiendo de esta forma garantizar y conseguir ciertos beneficios, como los que se citan a continuación:

- Mejorar las prácticas de adición de las materias primas (Cal mezcla y HRD) durante el proceso de aceración primaria en los hornos eléctricos mediante simulaciones con diferentes condiciones de operación.
- Disponer de un modelo de simulación que permita adaptar la adición de cal mezcla y HRD ante cualquier cambio en su composición química, asegurando un consumo eficiente y racional durante el proceso de aceración primaria en los hornos eléctricos.
- Garantizar una vez finalizado el proceso de aceración primaria, la obtención de un producto (acero líquido) dentro de las especificaciones establecidas por los atributos de calidad.
- Aumentar la productividad de la empresa.
- Aumentar el tiempo de vida útil del material refractario.
- Aumentar la eficiencia del consumo energético del horno eléctrico.

Así pues, se considera que la presente investigación, se encuentra plenamente justificada en la medida en que los resultados conlleven a dar respuestas válidas a una necesidad dentro de la empresa; además de contribuir a la solución de la problemática planteada en función de conseguir la máxima productividad, efectividad y seguridad, con el menor impacto ambiental.

Alcance y Delimitación

Esta investigación tiene como alcance el desarrollo y validación del modelo matemático para la predisposición automática del flujo de Cal

mezcla y flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos; tomando en cuenta las siguientes consideraciones:

- En cuanto al equipo para el desarrollo del modelo, se utilizará el horno eléctrico Nro. 6 de la acería de planchones de Sidor, C.A, por contar con un mayor nivel de automatización y el mismo será considerado como un desarrollo piloto. No obstante, de ocurrir algún inconveniente con dicho horno, la adaptación del modelo estará sujeta a cambio para otro horno eléctrico que tenga o posea el mismo nivel de automatización.
- En cuanto al material, el modelo será aplicado para la fabricación de aceros de diferentes calidades que se produzcan en el horno eléctrico de prueba, mientras dure el desarrollo piloto; haciendo especial énfasis en los aceros comerciales (siendo el de mayor demanda el tace 1002), posteriormente los aceros microaleados y otros aceros.
- En cuanto al modelo, propiamente dicho, se diseñará y desarrollará el sistema de simulación y operación.

CAPITULO II

MARCO REFERENCIAL

Antecedentes de la Investigación

El acero es una aleación de hierro con otros elementos no metálicos (carbono, silicio, fósforo, azufre, etc.) y metálicos (manganeso, titanio, cromo, níquel, molibdeno, etc.). Donde el elemento más importante de la aleación es el carbono en una proporción del 1,7 % como máximo; aunque, en la literatura este valor varía y puede llegar hasta 2,1 % (Krauss, 2015).

A través de los años se ha encontrado que alternando o restringiendo los límites de composición química junto con otras variables de procesamiento, el acero puede obtener buenas características mecánicas y estructurales; en lo que se refiere a ductilidad, maleabilidad, templabilidad, dureza, resistencia al desgaste y a la corrosión (Kalpakjian & Schmid, 2002). Por ejemplo; Morral et al. (1985), indican que:

El acero con proporciones del 0,20% de carbono y del 0,50% de manganeso, tiene una carga nominal de rotura de 42 Kg/mm² y si se eleva al 0,25% el carbono y al 1,75% el manganeso ó si el carbono se mantiene en 0,35% y el manganeso en 0,75%; la carga nominal de rotura puede pasar de 55 a 60 Kg/mm². (p.1072)

Es por estos atributos que el crecimiento sostenido de la sociedad mundial, en aspectos que van desde sus niveles de consumo básico hasta los niveles de índole industrial, han maximizado la inclusión y el uso de productos conformados de acero como elementos de aplicación inmediata en múltiples actividades de la economía doméstica y empresarial, entre los que destacan los sectores de la construcción, alimentos, automotriz, estructural

mecánico, industria pesada, maquinarias, electrodomésticos, entre otros (Khatib, 2009).

Permitiendo así que el acero se posicione como un material de mayor nivel de comercialización en el sector metalúrgico, con una producción que a nivel mundial según una estadística realizada por la asociación Worldsteel (2014), ha llegado superar los 1,6 mil millones de toneladas para el año 2014.

Pero, el acero no es un tipo de material que se encuentra de forma natural en la corteza terrestre; como por ejemplo, el mineral de hierro. Es decir, su obtención depende en gran medida de la implementación de equipos robustos y procesos metalúrgicos, que a lo largo de la historia se han venido perfeccionando o mejorando.

El proceso siderúrgico integral y el proceso acería eléctrica, son las tecnologías más recientes y producen acero de mejor calidad, ya que se realiza en dos etapas operativas, que son: "Metalurgia Primaria o Fusión" y "Metalurgia Secundaria o Afino" (Enríquez, Tremps, Fernández & Bengy, 2009).

La metalurgia primaria, comprende la fusión de la carga metálica donde se lleva a cabo una refinación parcial, que en el caso del proceso siderúrgica integral se lleva acabo en un horno BOF y en el caso del proceso acería eléctrica, se lleva a cabo en un horno eléctrico (Martínez, 1989).

Por su parte, la metalurgia secundaria es la etapa donde convergen ambas rutas tecnológicas, debido a que utilizan el mismo tipo de horno cuchara y comprende la puesta en práctica de todas las medidas necesarias (incluyendo agitación por burbujeo con gas argon, adición de ferroaleantes, desulfuración y desgasificación al vacío), para homogenizar ó ajustar tanto la composición química como la temperatura final del acero líquido (Krauss, 2015). Posteriormente, el acero líquido es enviado a la máquina de colada

continua, donde se realiza el proceso de solidificación en diferentes tipos de productos: planchones o slabs, palanquillas o beam blanks, y lingotes o tochos etc. (Martínez, 1989).

De esta forma, se logra disminuir los tiempos de operación y las exigencias mecánicas sobre los equipos. Es por ello, que tanto el proceso siderúrgico integral como el proceso acería eléctrica, rápidamente sustituyeron a los procesos: Bessemer y Siemens – Martín (Kalpakjian & Schmid, 2002).

Tal es el caso de Venezuela; específicamente, en la empresa Siderúrgica del Orinoco "Alfredo Maneiro" (SIDOR), que según Labrador (2012); en el año 1998, dicha empresa procede a sustituir su modelo de producción de acero mediante la tecnología de Siemens-Martin por la tecnología de acería eléctrica; con el objetivo de incrementar la productividad de las acerías y garantizar mayor cantidad de productos semielaborados (planchones y palanquillas), para abastecer el cordón de planos (laminados en caliente y laminados en frío) y el cordón de largos (barras y alambrón).

Ante este contexto, dado que el proyecto se llevará a cabo en una empresa que cuenta con la tecnología de acería eléctrica, a continuación se procede a detallar los avances tecnológicos que se han realizado hasta el momento en dicha tecnología de fabricación de acero, haciendo especial énfasis en la etapa de metalurgia primaria.

En este sentido; Jaccard (2011), señala que ya muchos de los conceptos aplicados a la operación de los hornos de arco eléctrico eran conocidos a final del siglo XIX; pero no fue, sino para la segunda mitad del siglo XX que se realizaron importantes mejoras en el proyecto electromecánico en estos tipos de hornos, entre los que destacan: los paneles refractarios del horno refrigerados con agua, técnica de formación de escoria espumosa, implementación de transformadores de alta potencia y elevada tensión y

utilización de lanza de oxígeno para el aprovechamiento de la energía química.

Todo ello, con el fin último de aumentar los beneficios económicos en el aprovechamiento de los recursos, que apuntan a disminuir los tiempos del procesamiento del acero, el consumo de energía especifica y el consumo de los eléctrodos de grafito. Pero, en pleno siglo XXI, esto aún representa un desafío para Sidor; por lo que, hoy por hoy, dicha empresa al igual que otras siderúrgicas mundiales, han optado como estrategia general, optimizar su proceso de fabricación de acero.

Para ello, Simpson, Berhart & Dobbins (2001), ratifican que la comunidad científica computacional ha respondido a estas necesidades a través del área computación inteligente y, en particular, a través de los mecanismos de integración de las diferentes técnicas inteligentes.

Herramienta que se ha venido incrementado en los últimos años, ya que, ha demostrado ser un recurso estratégico que a partir de los mecanismos de procesamiento de información de los humanos, permite resolver o generar acciones apropiadas en problemas particulares o complejos en ambientes cambiantes en el tiempo (Castro, 2001).

Esto dado que en la automatización se programan diversos elementos computacionales que permiten verificar, monitorear y supervisar los valores de las variables principales involucradas dentro de un proceso y que en función de un rango operativo confiable, y una serie de reglas permitirá tomar decisiones en tiempo real, lo que en efecto reduce la necesidad de la intervención del personal en los procesos, quienes pueden incurrir en errores humanos.

Es por ello, que la optimización de los hornos de arco eléctrico se ha abordado principalmente a través de modelos basados en técnicas de control inteligentes; siendo la técnica de red neuronal artificial (ANN, por sus siglas en inglés) la que ha tenido mayor aplicación en este campo.

En concordancia con lo anterior, Sadeghian & Lavers (1999), indican que el éxito del uso de la técnica de la red neuronal artificial para modelar el comportamiento no lineal y variante en el tiempo del proceso de fabricación de acero en un horno de arco eléctrico, se debe, a que estos modelos infieren el resultado a partir de datos obtenidos directamente del proceso, los cuales son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, siendo totalmente distintos en contrastes con las técnicas convencionales, donde el modelo se basa en un grupo de ecuaciones matemáticas explicitas. De modo, que con las redes neuronales artificiales, el número de supuestos simplificados se mantiene al mínimo; lo que sin duda alguna, proporciona un modelo razonablemente exacto.

Es por este motivo, que la técnica ANN ha sido de gran interés por muchos investigadores interesados en optimizar los hornos eléctricos, siendo Staib & Staib (1992), los pioneros en utilizar dicha técnica para proponer un horno de arco eléctrico inteligente, cuyo sistema es capaz de controlar la posición del electrodo (y con ello la cantidad de potencia suministrada a la chatarra), en tiempo real, en función de los cambios de estabilidad del horno. Esto según los autores, permitió obtener un ahorro sustancial en costos, por los varios beneficios que generó el sistema, tales como: aumento de la productividad, reducción del desgaste de los electrodos de grafitos, reducción del consumo de energía y el logro de una fusión estable sin precedentes.

Trabajos similares fueron realizados por diferentes autores, los cuales evidenciaron los resultados obtenidos por Staib; cuyo logro en sí, residía en la disminución del consumo de energía. Un caso es reportado por Sesselman (1995), a través de un sistema desarrollado en la empresa Siemnes, cuya aplicación generó una reducción en el consumo de energía especifica de aproximadamente 15 KWh por toneladas de acero líquido fabricado. Otro caso, fue obtenido por Bianchi & Langella (2000) en la planta Dalmine, en Italia, donde consiguió una reducción de consumo de energía específica de 11KWh por cada tonelada de acero líquido fabricado.

En el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, el consumo de energía es que el genera mayor costo en el proceso (Moghadasian & Alenasser, 2011). Es por ello, que los investigadores se han enfocado en la reducción de la energía, de tal manera, que su consumo sea lo más eficiente posible. Objetivo, en donde, es importante destacar que la técnica ANN ha tenido gran aplicación, tal y como se evidenció en los estudios previamente descritos.

Tanto así, que existe una corporación (NEURAL), que se ha encargado de aplicar la tecnología de ANN (patentada por la misma empresa) para regular y controlar de forma automática el suministro de energía en los hornos de arco eléctricos, en más de 30 instalaciones en todo el mundo (Wilson, Kan & Mirle, s.f.).

En el mismo orden de ideas; cabe destacar, que algunos investigadores se han dedicado a la tarea de perfeccionar la técnica inteligente de ANN, en donde han encontrado que combinándolas con otras técnicas inteligentes, se pueden obtener resultados mucho más favorables, logrando con ello expandir su uso en el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, más allá que solo para la optimización del consumo eléctrico con la regulación de los eléctrodos.

Tal es el caso de Shujiang, Xianwen & Tianyou (1997), quienes propusieron un modelo de control inteligente basado en una red neuronal difusa, que no es más que un híbrido de dos técnicas inteligentes: red neuronal artificial y lógica difusa. Dicho modelo permite estimar la cantidad de polvo que se produce durante las diferentes etapas del proceso de aceración primaria en un horno de arco eléctrico y en función a ello ajusta en tiempo real, la velocidad de giro del ventilador encargado de extraer el polvo producido, logrando con ello, una reducción en el costo de la energía.

Por su parte, Kordos, Blachnik & Wieczorek (2011), propusieron un sistema hibrido inteligente integrando árboles de decisión con redes

neuronales artificiales, que permite predecir en línea, la temperatura del acero durante su proceso de fabricación en un horno de arco eléctrico de una de las acerias de Polonia; garantizando así que el operador del horno evite el sobrecalientamiento del acero más allá del punto óptimo, lo cual permitió ahorrar energía y reducir el desgastes del material refractario. Sin embargo, según el autor, el mayor ahorro proviene de la reducción del "Tap To Tap" (tiempo encendido del horno) para aprovechar el tiempo de productividad del horno. Esto, debido a que se evita la medición de la temperatura del acero con el método convencional, la cual se realiza a través de una lanza especial con termopar que se introduce sobre el acero líquido; pero esta medición toma tiempo (aproximadamente un minuto) y se tiene que apagar el horno, por lo que, el proceso es suspendido. Pérdida de tiempo por dos, tres e incluso por más mediciones, es pues, muy importante a considerar en el proceso.

Recientemente, Fleischer & Apfel (2015), reportaron que el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos es influenciado tanto por la materia prima e insumos, como por la energía de entrada, y que por ende, las mismas deben ser controladas de manera inteligente para conseguir la mayor eficiencia en el proceso: reducción de costos, aumento de la calidad del producto, aumentar la seguridad operacional del hombre. Eficiencia que según los mismos autores, lo han logrado a través de un sistema integral de control de proceso dinámico, que consta básicamente de dos modelos que son Heatopt y Scrapopt; el primero encargado de controlar la energía que se suministra al horno; mientras, que el segundo esta encargado de controlar el manejo de carga de la chatarra en el horno. Todo esto combinado con algoritmos inteligentes de control en lazo cerrado y tecnologías de medición y análisis, posibilitaron la optimización del proceso de fabricación de acero en hornos eléctricos en la industria Siemnes. En donde se obtuvo como resultado, una reducción del Tap To Tap en un 2,6%; un aumento de la productividad en torno al 3,6%; una reducción del consumo de electrodos en

1,3% y un ahorro económico de 1,5\$ por toneladas de acero líquido producido.

Como se puede notar, son contados, por no decir pocos, las investigaciones que se han realizado con respecto a la aplicación de las técnicas inteligentes para el control del proceso de aceración primaria con la tecnología de HEA, y que además, las mimas están enfocadas más que todo al control y regulación del posicionamiento de los electrodos mediante la técnica de ANN, que si bien es cierto, evidencian que este tipo de técnica tiene gran aplicación y beneficio para el control de dicho proceso dinámico; también es cierto, que representan una idea vagamente relacionada con el problema en estudio; es decir, aún no se tiene evidencia hasta el momento en que este tipo de técnica inteligente, haya sido utilizada y/o implementada para controlar de forma automática la adición de materias primas durante el proceso de aceración primaria con la tecnología de HEA.

De modo que, el presente proyecto investigativo implica un tema poco estudiado que no ha sido abordado antes. Lo que, sin duda alguna, hace que dicho estudio sea considerado como un producto investigativo tecnológico de gran relevancia en el área de la Siderurgia y Computación Inteligente.

Bases Teóricas

El acero ha contribuido notablemente al desarrollo y progreso de la humanidad, demostrando su capacidad para cumplir los criterios que han hecho posibles su masiva utilización tanto en el pasado como en el presente, y en base a sus características cuenta con excelentes perspectivas en el futuro, pues ningún material logra igualarlo cuando se trata de resistencia al impacto o la fatiga (ALACERO, 2010).

Permitiendo así que el acero se posicione como un material de mayor nivel de comercialización en el sector metalúrgico, con una producción a nivel mundial que según una estadística realizada por la asociación Worldsteel, ha llegado superar los 1,6 mil millones de toneladas para el año 2014 (véase Fig. 2.1).

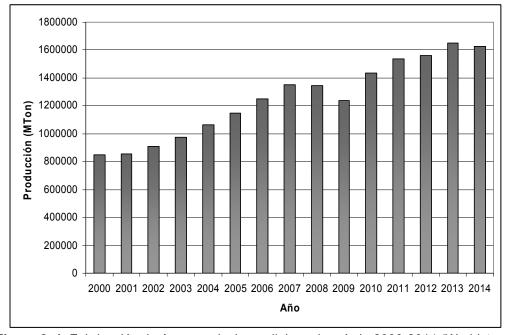


Figura 2. 1. Fabricación de Acero a nivel mundial en el período 2000-2014 (Worldsteel).

Aceración

Es el proceso de fabricación de acero líquido con características químicas y metalúrgicas determinadas a partir de unidades metálicas (Hierro de Reducción Directa HRD, briquetas y chatarra).

Materias Primas para la Fabricación de Acero en HEA en el Proceso de Metalurgia Primaria

En SIDOR, las materias primas empleadas para la fabricación de acero durante el proceso de metalurgia primaria bajo la tecnología de acería eléctrica, son las siguientes:

Carga Metálica

La principal carga metálica lo representa el Hierro de Reducción Directa (HRD) y chatarra con un patrón de carga de 80% mínimo de HRD y 20% máximo de chatarra.

Chatarra

La chatarra de tipo ferroso es una de las materias primas que se cargan en el HEA para aportar hierro metálico durante el proceso de fusión, la misma, en términos metalúrgicos se considera como cualquier material metálico de desecho que según Enríquez, Tremps, Fernández & Bengy (2009), puede provenir de tres fuentes principales, ya sea en forma de chatarra recuperada (también conocido como chatarra obsoleta), considerada como toda pieza metálica o resto de ella que por causas desconocidas ya dejo de cumplir su tiempo de servicio; como por ejemplo, coches viejos, estructuras de edificios demolidos, maquinaria y objetos domésticos. También esta la chatarra de desechos industriales, procedente de los diversos procesos de fabricación de metales o aleaciones. Finalmente esta la chatarra revertida (también conocida como chatarra casa), que se genera dentro de la fabricación de acero y procesos de conformación (por ejemplo, despuntes de las operaciones de laminación, perdidas de metálico en al escoria, etc.).

En el caso de Sidor, la chatarra que se utiliza puede provenir de recirculación interna (proveniente de los despuntes, cortes, etc.) ó externa. La misma, se acopia en la planta de chatarra, se corta con cizalla u

oxiacetileno y se clasifica según su densidad de manejo en liviana o pesada (véase la tabla 2.1. Luego es llevada a las acerías a través de trenes. La preparación se realiza cargando a las cestas, distintos porcentajes de cada tipo de chatarra de acuerdo a una mezcla predefinida en función del grado de acero a producir y a lo disponible en inventario.

Tabla 2. 1: Clasificación de la Chatarra empleada en Sidor, en función de la densidad (Ternium, s.f.).

Tipo de Chatarra	Densidad (Ton/m³)
Liviana	0,6 - 0,8
Mixta	1,0 – 1,2
Pesada	1,4 – 1,6

Tanto la chatarra revertida como la de desechos industriales tienden a estar limpias, es decir, que están cerca en su composición química a la composición del acero deseado y por lo tanto son ideales para reciclar. Por el contrario, la chatarra obsoleta, frecuentemente, tiene una composición muy variable y muy a menudo contiene contaminantes que son indeseables para la fabricación de acero. Los niveles de elementos residuales, tales como cobre (Cu), estaño (Sn), níquel (Ni), cromo (Cr) y molibdeno (Mo), son altos en la chatarra obsoleta y puede afectar a las operaciones de colada y la calidad del producto si no se diluyen. Por lo tanto una instalación que tiene una necesidad de muy bajos niveles residuales en el acero se verá obligado a utilizar mayor calidad chatarra, pero a un costo mucho más alto. En estos casos, según Jones, Bowman, & Lefrank (1998), lo más recomendable es:

...Usar una combinación chatarra obsoleta, junto con lo que se conoce generalmente como unidades de hierro limpias o unidades de hierro virgen. Estas son materiales que contienen poco o nada de elementos residuales. Unidades de hierro limpias, son típicamente en forma HRD, briquetas de hierro en caliente (HBI), carburo de hierro, arrabio y arrabio fundido (metal caliente). (p. 595)

Esta práctica es empleada en Sidor, en donde generalmente se utilizan un patrón de HRD en una proporción de 80 % mínimo y chatarra en una proporción de 20 % máximo.

Prerreducido: Hierro de Reducción Directa (HRD)

Los prerreducidos son productos intermedios o material metálico a granel que es empleado en la industria siderúrgica, obtenidos por reducción directa (transformación del óxido de hierro en hierro metálico) en estado sólido. Los prerreducidos se presentan en varias formas, dependiendo de su estructura física, temperatura de descarga y otras variables inherentes a los procesos de reducción directa, los más empleados por la industria siderúrgica son: hierro de reducción directa (HRD) y briqueta (HBI). La aplicación de dichos prerreducidos depende de diversos factores, entre los que destacan el precio relativo del mercado, comercialización, transporte, almacenamiento, patrón de carga y otros aspectos basados en las necesidades especificas de producción de cada acería (Rivero, 2009).

Para SIDOR, el prerreducido es conformado por el HRD, el cual es obtenido mediante el proceso de reducción directa Midrex, el cual es llevado a cabo en un reactor en donde se emplea un flujo continuo de gases reductores (a base de una mezcla de hidrógeno y monóxido de carbono) que químicamente a una composición y temperatura controlada, extraen el oxígeno de la pella que fluye en contra corriente a los gases reductores, hasta alcanzar la calidad deseada.

Este HRD es almacenado en silos de atmósfera controlada de nitrógeno para evitar la reacción con el oxígeno del aire y por consiguiente una reoxidación, que provocaría una aglomeración del material, y la obstrucción del silo, además de pérdida de metálico cuando es trasladado a las acerías por medio de cintas transportadoras desde la estación de cribado, tal y como se detallará más adelante.

Según Dressel (1999), en el caso de que el HRD ocupe el 25% del patrón

de la carga metálica, el mismo puede emplearse dentro de la cesta de chatarra. Pero, si el porcentaje es mayor, se puede introducir por la abertura del techo (solera) del horno eléctrico de forma continua durante el proceso de aceración primaria, siendo este último caso el que se emplea en SIDOR.

El mismo autor sugiere que las velocidades de alimentación del HRD oscilan de 5 a 35 Kg/min. Sin embargo, la misma se puede incrementa en una serie de pasos durante el proceso de aceración, la cual dependerá de la calidad del material (sobre todo del contenido del carbón, ganga y metalización), la energía especifica que se suministra en el horno, de la estabilidad de escoria (formación de escoria espumosa). En función a ello, se puede estimar el flujo de HRD a través de la siguiente ecuación:

$$SE_i * (\Sigma CW_i + FR_i * t_i) = MW_i * 1000 * (t_i/600) + \Sigma kWh_i$$
 [2. 1]

Donde;

SE_i: Energía especifica deseada al final de cada paso (Kwh/ton)

CW_i: Peso de la carga al comienzo de cada paso (ton)

FR;: Flujo del HRD (ton/min)

t: Tiempo (min)

MW_i: Potencia activa (MW)

kWh_i: Potencia específica (kWh)

Como se puede notar, en la ecuación 2.1, cobra vital importancia la variable de energía específica en la predicción del flujo de HRD. Pues, el consumo de energía eléctrica tiene un comportamiento directamente proporcional con respecto al consumo de HRD, tal y como se muestra en la figura 2.4. Estos resultados fueron reportados por los investigadores Conejo & Cárdenas (2006), quienes basados en los estudios de Köhle (1992) y Köhle (2002), desarrollaron un modelo empírico estadístico (ecuación 2.2) que permite estimar el consumo de energía eléctrica específica durante la fabricación de acero (con una carga metálica 100% HRD) en los hornos de

arcos eléctricos de la acería MSLC (Mittal Steel Lázaro Cárdenas) en México.

$$\frac{\text{kWh}}{\text{ton}} = 42.276 + 384.365 \frac{W_{\text{DRI}}}{W_{\text{S}}} + 1303.289 \frac{W_{\text{Fluxes}}}{W_{\text{S}}} + 0.218(T_{\text{TAP}} - 1600) + 2.055t_{\text{p-on}} + 0.135t_{p-off} + 0.001t_{delay} - 2.688 \frac{Q_{O2}}{W_{\text{S}}} - 0.391M_{\text{DRI}} - 17.849C_{\text{DRI}} + 4.296G_{\text{DRI}}$$
[2. 2]

Donde;

 $\frac{\text{kWh}}{\text{ton}}$: Energía especifica deseada al final de cada paso (Kwh/ton)

W_{DRI}: Peso del HRD (ton)

W_s: Peso del acero (ton)

W_{Fluxes}: Peso de los materiales formadores de escoria (ton)

T_{TAP}: Temperatura (°C)

t_{p-on}: Tiempo encendido del horno (min)

t_{n-off}: Tiempo apagado del horno (min)

 t_{delay} : Tiempo de demora (min)

Q₀₂: Consumo específico de Oxígeno (Nm³/ton)

M_{DRI}: Metalización del HRD (%)

 C_{DRI} : Contenido de carbón en el HRD (%)

G_{DRI}: Contenido de ganga en el HRD (%)

En la ecuación 2.2, se reflejan las variables de proceso principales que influyen en el consumo de energía eléctrica en el proceso de fabricación de acero. Las tendencias y/o impacto que generan cada una de dichas variables en consumo de energía eléctrica, según el modelo propuesto por el Conejo & Cárdenas (2006), se detallan en la tabla 2.2

Entre los resultados encontrados por el autor, destaca que para disminuir la energía eléctrica, es necesario aportar energía química (con inyección de oxígeno) y aumentar el contenido de carbón en el HRD. Por el contrario, un

aumento del consumo de energía eléctrica, es obtenido a medida que se aumenta tanto el contenido de agentes formadores de escoria (cal) como contenido de ganga en el HRD.

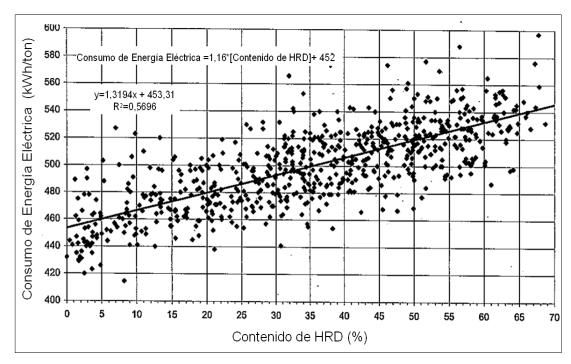


Figura 2. 2. Influencia del contenido de HRD sobre el consumo de energía eléctrica en un hornos de arco eléctrico (Conejo & Cárdenas, 2006).

Tabla 2. 2: Impacto de las variables de procesos en el consumo de energía eléctrica (Conejo & Cárdenas, 2006).

Variables de Proceso	Unidades	Valor en la variable de Proceso	Impacto en la energía eléctrica (kWh/ton)
Carbón en el HRD	(%)	0.1	-1.785
Metalización en el HRD	(%)	1	-0.391
Ganga en el HRD	(%)	1	+4.296
Flujo de Oxígeno	(Nm³/ton)	1	-2.688
Peso de los Escorificantes (Cal)	(ton)	1	+6.157
Power On	(min)	1	+2.055
Power Off	(min)	1	+0.135
Temperatura	(°C)	5	+2.18

En función a lo antes descriptos, queda más que evidenciado que la calidad tanto química como física del HRD, juega un papel fundamental en el proceso de fabricación de acero. Es por ese motivo, que es necesario describir en detalle el efecto que tiene la calidad del HRD, tal y como se sigue a continuación.

Calidad del HRD

La calidad del HRD, en términos de % metalización, %C, % ganga, etc., tienen un efecto sobre el requerimiento de energía para fundir dicho material, tal y como se observó en la sección anterior.

Por ejemplo, si hay suficiente carbono en el HRD para equilibrar la cantidad de óxido de hierro (FeO) contenido en la escoria que se genera en el proceso de fabricación de acero, el contenido total de hierro puede ser recuperado. De hecho, se requiere 1% de carbono para equilibrar 6 % FeO aproximadamente.

En el mismo orden de ideas es importante destacar que si el contenido del carbono del HRD es insuficiente, disminuye el rendimiento metálico en el acero, por lo que es necesario añadir otra fuente de carbono en el proceso. En la práctica es común agregar finos de carbón, pero hay que tener cuidado ya que según Conejo, Torres & Cuellar (1999):

El uso de cantidades elevadas en la inyección de finos de carbón genera altos volúmenes de gas CO que tiende a post combustionarse en la zona de las deltas cuando no existe equipo de post combustión y las erosiona fuertemente. La erosión se agrava por la formación de llamas, que es indicativo de que la lanza no está adecuadamente sumergida causando que los finos de carbón que están en la superficie de la escoria reaccionen para formar CO₂. (p.123)

Por el contrario, si el contenido del carbono en el HRD esta en exceso, el mismo puede ser utilizado como fuente de energía en conjunción con la inyección de oxígeno, lo que es conocido aporte de "energía química" a fin de

reducir requisitos de energía eléctrica (este punto se verá con mayor detalle más adelante), y cuyo efecto es significativo, de acuerdo al estudio de Conejo & Cárdena (2006). Por lo que, sería ideal aumentar en contenido carbono en el HRD mayor al requerido, pero su máxima concentración usualmente es limitado por el costo del gas natural, dado que es el que fija el carbono en el HRD las plantas reductoras durante su producción.

Por otra parte, el contenido de ganga en el HRD debe ser controlado, dado que el mismo también influye en el proceso de fabricación de acero. Esto, ya que entre las especies que forman parte del contenido de ganga del HRD, destacan el porcentaje de sílice (SiO₂) y la alúmina (Al₂O₃); los cuales tienen alto punto de fusión y por ende se necesita mayor consumo de energía eléctrica para poder fundir el material (Conejo & Cárdenas, 2006).

Por su parte, el SiO₂, en particular posee la característica de ser muy ácido y tiene la tendencia de reaccionar o atacar con el material refractario del horno (por ser un material de carácter básico). Es por ello que en la práctica; usualmente, se procede adicionar cal, con el propósito garantizar una adecuada basicidad de la escoria que permita neutralizar el SiO₂ que aporta el HRD (Cárdenas, Conejo & Gnechi, 2007).

Por lo tanto, los requerimientos tanto de cal como de energía eléctrica aumentan en gran medida, si los niveles de ganga en el HRD son altos y por ende en los costos de producción.

En resumen, para garantizar una buena calidad del HRD es necesario que la misma tenga alta metalización (en el orden de 94 %), alto contenido de carbón y con bajos contenido de ganga. Bajo estas condiciones el proceso de fabricación de acero mediante al tecnología de hornos eléctricos, tiende hacer muy rentable; nos obstante, para muchas empresa a veces se les complica asegurar o lograr mantener una calidad de HRD contantes; tal es caso de la empresa SIDOR, en donde últimamente a mostrado gran variabilidad en la composición química de dicho material, muy especialmente

en el contenido de ganga, como lo representa el contenido de SiO₂, tal y como se observa en la figura 2.5.

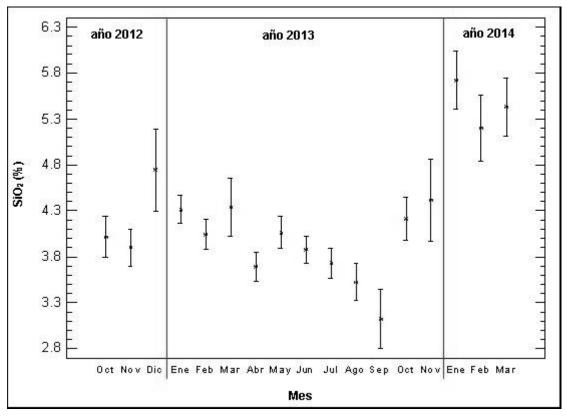


Figura 2. 3. Variabilidad del porcentaje en masa de sílice (SiO₂) en el HRD en el periodo comprendido entre los años 2012 -2014.

También; es importante destacar, que las propiedades físicas del HRD también tiene un impacto en el proceso de fabricación de acero, en este caso, la granulometría de la misma juega un papel fundamental eficiencia térmica del arco eléctrico. Sobre este último tendrá un impacto negativo cuando se genera gran cantidad de finos (tamaño menores de 6,35 mm) de HRD, ya que según Conejo & Cárdenas (2006), estos finos absorben calor y gran parte de ellos son retiraos del horno por el sistema de extracción de humos, incrementando de esta forma las perdidas de energías. Sin embargo, este valor disminuye significativamente con la práctica de formación de escoria espumosa que permite retener gran cantidad de finos de HRD durante el proceso de fusión.

Ante este contexto, la composición del HRD, es uno de los parámetros que hay considerar en el proceso de aceración primaria bajo la tecnología de hornos eléctrico, y más cuando se emplea un patrón de carga 100% HRD; ya que como se ha visto anteriormente, dependiendo de su calidad, se verá afectado los requerimientos de energía eléctrica, cal, coque y oxígeno. La tendencia de consumo de dichas materias primas se puede apreciar en la figura 2.6, resultados obtenidos por Cárdenas, Conejo & Gnechi (2007) por medio de un balance de masa que desarrollaron para la optimización de energía y costos de producción, en la fabricación de acero en hornos eléctricos en función del porcentaje de HRD que contenga la carga metálica.

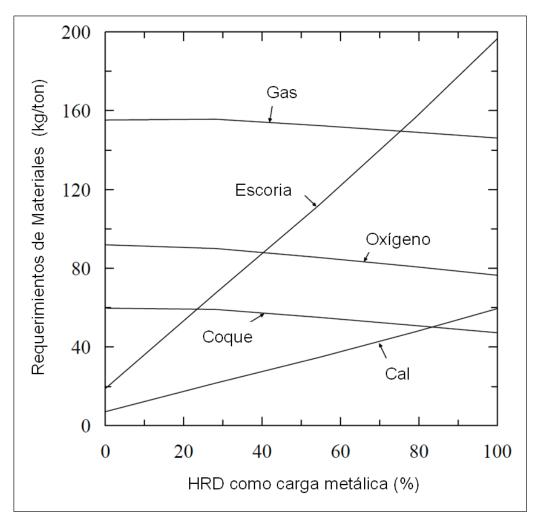


Figura 2. 4. Requerimientos de consumo materiales primas en función del porcentaje de HRD contenido en la carga metálica (Cárdenas, Conejo & Gnechi, 2007).

Oxígeno

La gran parte del aumento en la productividad logrado en los últimos 10-15 años en la fabricación de acero en hornos eléctricos, se debe al uso de oxígeno. Esto dado que al emplear oxigeno en el proceso de aceración primaria, se favorece la generación de reacciones químicas del tipo exotérmicas que permiten reemplazar una porción sustancial de entrada de energía en los HEA, que según Logar, Dovzan & Skrjanc (2012) pueden llegar a suministrar 201 KwH/ton (26,4%), cuyo consumo no esta del todo alejado del estudio realizado por Cárdenas, Conejo & Gnechi (2007), quienes reportaron que esta en el orden de 177,5 kWh/ton (21,9%).

Es por ello, que dentro de las operaciones de fabricación de acero bajo a tecnología de HEA, han recurrido a incrementar el nivel de oxígeno con el fin de aumentar la productividad y disminuir el consumo de energía eléctrica. De hecho según el informe IISI (extraído de Jones, Bowman, & Lefrank, 1998), indica que la mayoría de las operaciones avanzadas utilizadas en los HE se utilizan menos de 22 Nm³/ton de oxígeno.

Uno de los mejores ejemplos del aumento progresivo en el uso de oxígeno dentro del fabricación de acero en HEA, lo representa el taller de fundición de Badische Stahlwerke (BSW), en donde entre los años de 1978 y 199, el uso de oxígeno se incremento de 9 Nm³/ton a casi 27 Nm³/ton; período en el que observaron un incremento de la productividad de 32 ton/h a 85 ton/h, al mismo tiempo que el consumo de energía se redujo de 494 kWh/ton a 357 kWh/ton. Al obtener tales beneficios, para en el año 1993, dicha empresa se procuro en diseñar e instalar un sistema automático para la inyección de oxígeno y carbón; permitiendo logran con ello, un consumo de energía en I orden de315 kWh/ton para un tiempo de tap-to-tap de 48 minutos. Esta operación ha sido verdaderamente uno de los pioneros del mayor uso de la energía química en la fabricación de acero en HEA.

Hoy en día se puede estimar la disminución del consumo de energía eléctrica en función del consumo del consumo de oxígeno a través modelos matemáticos. Uno de ello es propuesto por Conejo & Cárdenas (2006) y cuyos resultados se pueden apreciar en la figura 2.7.a. Sin embargo, a manera de evidenciar dicho efecto con datos experimentales reales, el mismo lo puede apreciar en la figura 2.7.b., cuyos resultados provienen de una base de datos de la empresa GrafTech's (extraído de Alameddine, Bowman, Paege & Stafford; 2009).

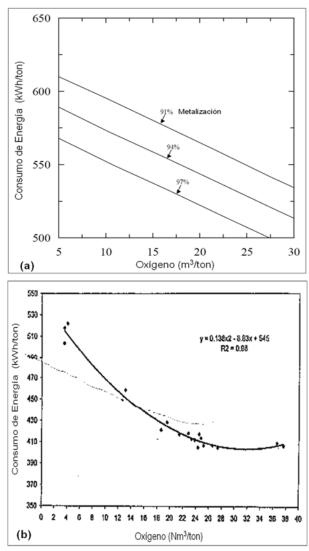


Figura 2. 5. Efecto del consumo de energía por la inyección de oxígeno: (a) Resultados proveniente del modelo empírico (Conejo & Cárdenas, 2006) y (b) Resultados experimentales reales (Alamedine, Bowman, Paege & Stafford, 2009).

Como se comento anteriormente, el aporte de energía que se obtiene con el uso de de oxígeno se debe por que favorece la generaciones de reacciones químicas exotérmicas; y que según Turkdogan & Freuhan (1998) básicamente son dos reacciones: la oxidación del hierro (ecuación 2.3) y oxidación del carbón (ecuación 2.4).

$$Fe + \frac{1}{2}O_2 = FeO + 6.0kWh / Nm^3O_2$$
 [2. 3]

$$C + \frac{1}{2}O_2 = CO + 2.8 \text{kWh} / \text{Nm}^3O_2$$
 [2. 4]

De modo, que es evidente que entre mayor sea la oxidación del hierro, mayor energía se aporta al proceso y de hecho en la práctica es lo que se logra, pues tal y como señala Conejo, Torres & Cuellar (1999): "el 75% del oxígeno reacciona con carbón produciendo CO, mientras que el resto reacciona con el metal" (p.112).

Sin embargo, esto genera un efecto negativo en la productividad, ya que se aumentaría la oxidación del sistema metal-escoria; es decir, si incrementa la inyección de oxígeno y no hay suficiente carbono, en consecuencia se podría aumentar el contenido de oxido de hierro (FeO) en la escoria.

Por su parte, el FeO de la escoria tiene efectos negativos muy intensos en todas las operaciones metalúrgicas subsiguientes, dado que puede haber pase de escoria durante el sangrado, alguno de sus efectos más críticos son los siguientes:

- Incrementa el consumo de refractario, en especial el de la línea de escoria.
- Aumenta el consumo de desoxidantes debido al paso de escoria oxidada.
- Aumenta el tiempo de proceso en horno cuchara debido al mayor acondicionamiento requerido y menor rapidez de desulfuración.

- Obstruye las boquillas por el aumento de desoxidantes y menor grado de limpieza del acero.
- Disminuye el rendimiento metálico.

Sin embargo, el carbono disuelto en el acero reacciona con el FeO en la interfase escoria / baño para producir CO y desde esta manera recuperar unidades de hierro para en el acero. Por el contrario cuando el grado de oxidación durante la colada es bajo (<25%), se tienen problemas para desfosforar.

Ante este contextos, los estudios han demostrado que el uso óptimo de oxígeno para las operaciones convencionales se encuentra en un rango entre 30 y 40 Nm³/ton. Por encima de este nivel, las pérdidas de rendimiento son excesivas y ya no es económico seguir inyectando oxígeno. Esto evidentemente va a depender de la capacidad del horno y de la calidad del HRD.

Un estudio realizado por Rojas, Prado, Carvajal y Higuerey (2013) en la empresa SIDOR, encontraron que para la fabricación de acero en un HEA con una capacidad de 200 toneladas, es necesario introducir entre 4800-6000 Nm³, para garantizar una adecuada formación de escoria espumosa.

Ahora bien; Jones, Bowman & Lefrank (1998) destacan que hoy en día, es común que entre el 30 y 40% de la entrada de energía eléctrica en los HEA, provengan de quemadores oxígeno combustibles y oxígeno inyectado por medio de una lanza (mejor conocido como lanzas de oxígeno), siendo esta última tecnología que emplea SIDOR en sus hornos eléctricos y por ende será hará mayor énfasis.

Lanza de Oxígeno

El oxígeno debe tener la menor cantidad posible de nitrógeno para evitar que se nitrure el baño. Por otra parte, el empleo de oxígeno requiere de un sistema de inyección, que para SIDOR, consta de un sistema conformado

por tres (3) lanzas Cojet mediante las cuales se realiza el insuflado de oxígeno al horno de fusión, dichas lanzas están posicionadas sobre los paneles refrigerados.

La clave de la tecnología Cojet, es la invención de un proceso y una boquilla de inyección que suministra un rayo de oxígeno de tres a siete pies a velocidades supersónicas dentro de un baño fundido. La boquilla mantiene el rayo coherente manteniendo su diámetro y velocidad original; para dar cantidades precisas de oxígenos al baño de acero con menos formación de cavidades y salpicaduras comparadas con los sistemas tradicionales.

El sistema tiene la particularidad de que cada lanza, aparte de actuar como inyector de oxígeno puede operar en modo quemador como combustible gas natural, el cual tiene como finalidad fundir la chatarra en la primera etapa de fusión y de esta forma disminuir el consumo de energía eléctrica. Cabe resaltar que la inyección de oxigeno se realiza de forma automática o manual, dependiendo de un programa predefinido según la carga a utilizar (100% HRD ó 80% HRD- 20% Chatarra).

Agentes Desoxidantes: Carbono

El carbono es esencial para la fabricación de acero, ya que representa uno de los elementos clave que dan diversos grados de propiedades en el acero. Además también es importante porque puede contribuir una cantidad considerable de la energía requerida en el proceso, al combinarse con el oxígeno, como se detalló en la sección anterior.

En el pasado, el carbono se adicionaba en el horno, para asegurar que el contenido de carbono en el acero líquido fuera mayor al deseado en el producto final. Pero con el uso de inyección oxígeno en el proceso de fabricación de acero, se tuvo que implementar como práctica, aumentar la adición de carbono en el HEA. El carbono reacciona químicamente con el oxígeno en la primera escoria oxidante, descarburadora y defosforadora.

Aunque también actúa como reductor al reaccionar con el FeO. En ambos casos, se produce monóxido de carbono (CO).

La generación de CO dentro del baño es también clave para lograr bajas concentraciones de gases disueltos (nitrógeno e hidrógeno) en el acero ya que estas son expulsadas con el monóxido de carbono.

Además permiten aumentar la eficiente tanto térmica como energética en el proceso ya que provocan un espumamiento de la escoria manteniendo una constante agitación que permite cubrir los arcos eléctrico generados por los electrodos de grafitos, garantizado que la energía eléctrica se transfiera directamente al baño metálico sin radiar a las paredes del material refractario.

Esto a su vez acelera las reacciones metal-escoria, formando lo que se llama escoria espumosa, defosforadora y exotérmica. Por ende, el coque no sólo se emplea como combustible sino como agente espumador de escoria, desoxidante y recarburante (Enríquez, Tremps, Fernández & Bengy; 2009).

En el proceso de fabricación de acero en HEA, el carbono es aportado ya sea a través de la carga metálica: Chatarra, HRD o BDI u otra alternativa de hierro especial. Pero, la cantidad de carbono contenido en dicha materia prima; generalmente, será considerablemente inferior a la que se requiere en el baño metálico. En este sentido; por lo general, se procede adicionar más carbono al proceso.

La cantidad de carbono dependerá de varios factores, incluyendo el contenido de carbono de la carga metálica, el consumo de oxígeno, del contenido de carbono deseado en el acero y de los costos de producción del acero.

En general, la cantidad usada corresponderá a un balance entre el carbono y el oxígeno. El consumo típico de carbono esta alrededor de 2-12 kg por tonelada de acero líquido fabricado (Jones, et. al., 1998).

Generalmente, existen cuatros tipos de material carbonoso, que se utilizan para aporta carbón extra durante el proceso de fabricación de acero en el horno eléctrico; estos son: antracita, coque metalúrgico, coque petróleo y coque reactivo. Siendo este último donde se hará mayor énfasis en el presente trabajo; por ser este tipo de material, el que se emplean en la acería de planchones de SIDOR.

Coque Reactivo

El coque reactivo, es un residuo sólido poroso, que se obtiene por destilación incompleta del carbón mineral (hullas) a temperatura inferior a 640 °C (Moreno, 2005).

Las hullas, son un tipo de carbón mineral formado por carbono, hidrogeno, oxígeno, azufre y materias inertes (cenizas), ubicados dentro de un rango de poder calorífico. Es muy utilizado en el proceso de fabricación de acero debido a su elevada reactividad y alta resistencia eléctrica, deben ser usadas mezcladas con coque reactivo, debido a su elevado contenido de materias volátiles.

Esta materia prima es suministrada al horno eléctrico de arco, mediante un sistema de inyección múltiple de carbón (3 lanzas) que permite realizar la desoxidación del baño metálico y a su vez sustenta junto con el oxígeno la formación de escoria espumosa, para proteger las paredes del horno del arco eléctrico. El sistema garantiza la inyección de carbón en polvo, mediante transporte neumático a un flujo máxima de 60 Kg/min por cada lanza.

Conejo, Torres & Cuellar (1999), indican que el tamaño de partícula de los finos de coque es de gran importancia en el proceso de formación de escoria espumosa y en la reducción de FeO. Partículas con tamaños de 1mm, se obtienen mayor velocidad de reducción de FeO en comparación con partículas de con un tamaño de 0,5 mm.

Sin embargo, a diferencia de lo anterior, Philbrook & Kirkbride (1956) realizaron una comparación entre dos grupos de finos de carbón con tamaños de partículas entre 0-1 mm y 2-5 mm; en donde concluyeron que el material más fino es más recomendable, dado que permite una rápida espumación de la escoria y mucho más intensa.

No obstante, el tamaño ideal va ha depender de una serie de factores específicos del proceso de inyección tales como; la presión del aire de arrastre, el espesor de la capa de escoria, el flujo de sólidos inyectados, la profundidad de penetración de lanza.

Escorificantes y Fundentes

Además de la carga metálica del horno hay que añadir otras materias, llamadas algunas veces fundentes y otras escorificantes. Según sea el revestimiento del horno, así deben ser las escorias y, por tanto, las materias primas para formarlas.

En este sentido, debido a que el HEA que se emplea SIDOR, contiene material refractario del tipo básico, entonces es necesario formar o generar una escoria también de carácter básica y para ello se utiliza como materia base la cal mezcla. Es decir, una combinación de cal cálcica y cal dolomítica en una proporción de 70-30%, respectivamente.

Cal Cálcica (Cal Viva)

Es un óxido de calcio finamente pulverizado, que se obtiene al calentar a temperatura elevadas, el carbonatos de calcio (piedra caliza), este proceso de reducción de los carbonato se denomina calcinación vía seca, el producto es altamente poroso y fácilmente desmenuzable, mediante la molienda es finamente pulverizado. La granulometría utilizada es: mínimo 10 mm y máximo 38 mm. Una composición química de este tipo de cal se muestra en la tabla 2.3

Tabla 2. 3: Composición química de la cal cálcica (García, 2002).

Elementos	Porcentajes máx. (%)
CaO	94
SiO ₂	1.5
MgO	1
Al ₂ O ₃	1
S	0.05
Р	0.05

Cal Dolomítica

Es un hidróxido de calcio, que se obtienen al calcinar la dolomita, el cual origina una reacción con desprendimiento de calor. La composición química se detalla en la tabla 2.4

Tabla 2. 4: Composición química de la cal dolomítica (García, 2002).

Elementos	Porcentajes máx. (%)
CaO	54
SiO ₂	3
MgO	32
Al ₂ O ₃	3
S	0.05
Р	0.02

La cal dolomítica tiene una serie de ventajas que puede favorecer el proceso de fusión en el HEA, entre ellas se citan las siguientes:

- Contribuye a disminuir los requerimientos de cantidad de MgO para su saturación en al escoria.
- Contribuye al incremento de la viscosidad efectiva de la escoria favoreciendo su correcta espumación.

- Es más económica que la magnesita y su disponibilidad es mayor.
- La calcinación de la cal dolomítica genera una gran cantidad de burbujas de CO2 y libera CaO y MgO, aumentado así la basicidad de al escoria. También, aumenta la presencia de partículas de segunda fase en estado sólido; por lo que mejora las propiedades de espumación, tal y como se verá más adelante.

Preparación de Cales (Calcinación)

La calcinación, es el proceso por el cual se efectúa la descomposición de dos materiales: la caliza y la dolomita. A ser sometidas a temperaturas de 950 °C, aproximadamente, se transforman en oxido de calcio y cal dolomítica. Para alcanzar la temperatura de descomposición de los carbonatos (950 °C), en los hornos de Sidor se trabaja con una temperatura de llama en el extremo de salida del horno de 1400-1500°C y de 1350-1450 °C para la dolomita. Las cales son utilizadas como fundentes en distintas etapas del proceso de aceración para formar escorias con el fin de eliminar impurezas. En la tabla 2.5 se detallan las principales funciones de las cales.

Tabla 2. 5: Composición química de la cal dolomítica (García, 2002).

Tipos de Cal	Descripción
Cal Cálcica	Formar la escoria en los hornos eléctricos
	Desfosforar, desulfurar en horno de arco y para captar las impurezas del baño, en los hornos de metalurgia secundaria.
Cal Dolomítica	Formar escoria y saturar en MgO para preservar la vida de los refractarios en los hornos eléctricos de arco.

Beneficios del Uso de Cal en HEA

Como se comentó anteriormente, la cal se emplea más que todo para minimizar el ataque química que los óxidos ácidos producen sobre el revestimiento de ladrillo refractario del horno, ya que el mismo aportan óxidos básicos al sistema; como los son: CaO y/o MgO; los cuales deben estar saturados en la escoria.

El límite de saturación de MgO aumenta con un índice de basicidad más bajo, de tal forma que la solubilidad sea mayor. Lo mismo ocurre con el aumento de temperatura, que aumenta la solubilidad y el límite de saturación de la siguiente forma:

$$(MgO)_T = (MgO)_{ref} + 0.0175 * (T-1600)$$
 [2. 5]

Siendo;

(MgO)_{ref}: Porcentaje en masa del MgO en la escoria (%).

T: la temperatura del acero (°C).

En la figura 2.8, se define la cantidad mínima de MgO requerida en la escoria, compatible con los refractarios que recubren las paredes, suelo y bóveda del horno, los cuales son de naturaleza básica, para cada valor de la basicidad.

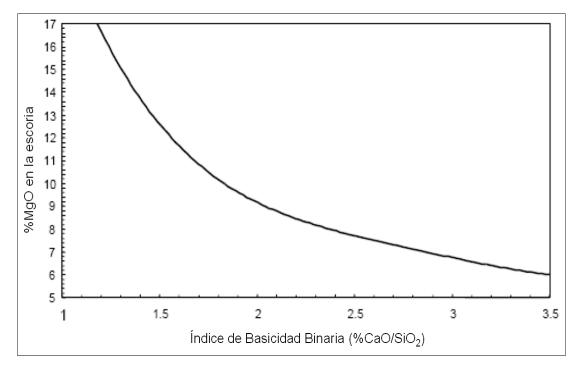


Figura 2. 6. %MgO vs. Basicidad (Mateos, 2010).

Cabe destacar, que la saturación en ambos compuestos, garantiza a su vez, la formación de precipitados de segunda fase sólidas, como los son

Ca₂SiO₄ y magnesita-wustita, que son esenciales para una adecuada espumación de la escoria.

Un articulo informativo realizado por Alameddin, Bowman, Paege & Stafford (2009), indican que la estabilidad de la escoria espumosa lograda con los precipitados de segunda fase sólidas, se deben a que los mismos tienen una tensión superficial menor que la matriz de escoria insaturada, actuando como núcleos mejorando así la adsorción y retención de burbujas de CO generadas.

En la figura 2.9, se muestra la espumación de la escoria, medido por el índice de espumación (Σ), la viscosidad efectiva (η_e) y la fracción de partículas de segunda fase sólidas (θ). Como se puede notar para conseguir una escoria espumosa óptima, esta tiene que tener una consistencia entre cremosa y suave, y que para ello es necesario que la fracción de precipitados sea mayor que cero.

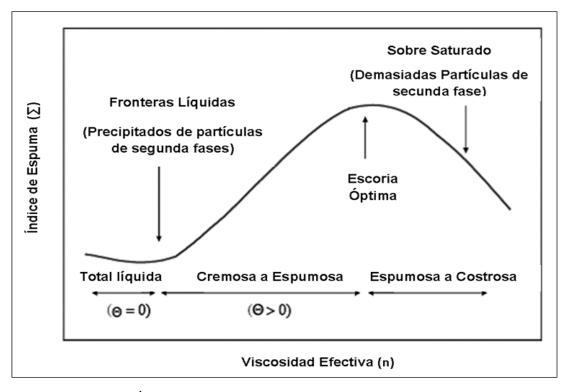


Figura 2. 7. Índice de espumación vs. Viscosidad efectiva (Mateos, 2010).

En el mismo orden de ideas, en la figura 2.9, también se puede notar que un aumento excesivo de las partículas sólidas genera una disminución en el espumamiento de la escoria, en donde las paredes refractarias del horno quedarían totalmente expuestas a la radiación del arco eléctrico generado por los electrodos. Este comportamiento según Mateos (2010), es debido a dos condiciones, las cuales son: una alta basicidad de la escoria y bajo intervalo de solidificación de las partículas suspendidas.

Ambos condiciones se satisfacen mutuamente pues al aumentar la basicidad de la escoria, disminuye la fluidez de la misma, lo que se traduce en dificultad de movimiento de las partículas. Por su parte, si el intervalo de solidificación de estas partículas es bajo, estas se mantienen menos tiempo en estado semilíquido, por lo que solidifican con facilidad. Esto conlleva a un aumento de partículas solidificadas en la superficie del baño, y por tanto finalmente a un aumento de la viscosidad, lo que tiende a producir una escoria sólida con pocos beneficios metalúrgicos y poca o ninguna protección al refractario. Bien lo plantea Pretorius & Carlisle (citado por García, 2011), en señalar que:

Una escoria parcialmente líquida esta conformada por una fracción liquida y una fracción sólida. Mientras mayor sea la fracción sólida la fluidez de la escoria disminuye y cambia de "cremosa" a "espumosa", y eventualmente a "costrosa" o sólida. (p.28)

Por el contrario, la adición de muy poco oxido refractario produciría una escoria muy fluida con poco beneficios metalúrgicos y altamente agresiva para el refractario.

Por ello, una de las bases de la flexibilidad del horno eléctrico es permitir el control de la basicidad de la escoria a casi cualquier requerimiento. En los procesos de aceración la fluidez de la escoria debe ser, por un lado, alta para poder captar las impurezas del baño, pero por otro, no muy elevada para minimizar el ataque a los refractarios del horno. Esto se logra mediante el

control de la basicidad de la escoria, entre 2 y 3, determinada por la relación %CaO / %SiO2. De esta manera se tendrá una escoria balanceada (espumosa) ideal para la protección del refractario y los requisitos metalúrgicos.

Teniendo esto en cuenta, es obvio que resulta de gran interés conocer previamente la cantidad de Si y Al que acompaña a la chatarra y en el HRD (en forma de óxidos SiO₂, Al₂O₃), para así poder establecer la cantidad cal mezcla a introducir en el horno.

En ese sentido; Brito (2008), desarrolló un modelo matemático (ecuación 2.6) que en función del flujo de HRD y del índice de basicidad binaria de la escoria, permite estimar el flujo de cal mezcla durante el proceso de aceración primaria en un horno de arco eléctrico, en la misma empresa donde se esta desarrollando en presente estudio.

$$\dot{M}_{CAL} = \dot{M}_{HRD} \left[\frac{B_2 (SiO_2)_{HRD} - (CaO)_{HRD}}{(CaO)_{CAL} - B_2 (SiO_2)_{CAL}} \right]$$
 [2. 6]

Donde:

M_{CAL}: Flujo másico de cal (ton/h)

M_{HRD}: Flujo másico de HRD (ton/h)

B₂: Índice de basicidad binaria de la escoria

 $(SiO_2)_{HRD}$: Porcentaje en masa de SiO_2 contenido en el HRD (%)

(CaO)_{HRD}: Porcentaje en masa de CaO contenido en el HRD (%)

(CaO)_{CAL}: Porcentaje en masa de CaO contenido en la cal (%)

 $(SiO_2)_{CAL}$: Porcentaje en masa de SiO_2 contenido en la cal (%)

El índice de basicidad binaria de la escoria se debe fijar en función de varios aspectos, ya sea considerado: la formación de una escoria espumosa óptima, neutralizar los óxidos ácidos y beneficiar la remoción de fósforo del acero. Esto se verá con mayor detalle más adelante.

Descripción del Proceso de Metalurgia Primaria en HEA

Como se mencionó anteriormente el proceso de fabricación de acero mediante la tecnología de acería eléctrica, se realiza en dos etapas. No obstante, en el presente apartado se hará una descripción del proceso de metalurgia primaria, por ser esta etapa la principal donde se enfoca el estudio investigativo. De modo que se hará énfasis al proceso llevado a cabo en la empresa SIDOR.

Durante esta etapa se obtiene el acero líquido y la escoria, esta última se presenta nadando sobre la superficie del baño metálico. En sin, los objetivos de la etapa de metalurgia primara en el horno eléctrico son los siguientes:

- 1. Fundir la carga metálica
- 2. Descarburar
- 3. Desfosforar
- 4. Controlar los elementos residuales metálicos en el acero líquido
- **5.** Formar una escoria espumosa
- **6.** Calentar hasta temperatura de sangrado

Objetivos que la empresa SIDOR logra cumplir, llevando a cabo cuatro sub-etapas: Fusión de la Carga Metálica, Oxidación, Ajuste de la Temperatura y Composición Química y Sangrado. Las mismas serán descritas a continuación.

Fusión de la Carga Metálica

En esta etapa, la chatarra y el HRD pasan de estado sólido a líquido. A continuación se describe la secuencia de operaciones:

Se realiza la carga de la chatarra mediante cestas y se alimentan por la bóveda del horno (apertura superior del horno). Para ello se desplaza el conjunto electrodos – bóveda del horno, se coloca la cesta con chatarra previamente preparada sobre el horno y se descarga su contenido. El horno contiene remanente de acero líquido de la colada previa (pie líquido) para ayudar a fundir la carga actual.

- Luego se regresa la bóveda y electrodos sobre el horno, se conecta la energía eléctrica, generándose un arco eléctrico entre los electrodos y la carga metálica, lo cual produce suficiente energía calórica para fundir la chatarra.
- Al completar la carga de la chatarra se colocan en la puerta de escoria, bancos con material refractario para formar una especie de represa y así evitar la salida de material fundido del horno.
- Una vez que se ha fundido aproximadamente el 20 % de la chatarra. Empieza la alimentación del HRD y cal que se mantiene de forma continua hasta completar la carga.
- Los electrodos funden la carga metálica de abajo hacia arriba formando un charco de metal fundido. La fusión ocurre por: la radiación del charco del metal fundido, el calor generado por el arco y la resistencia al flujo de corriente ofrecida por la carga.

Este período de fusión es el más costoso debido a que el consumo de energía y electrodos está en su máximo. Inicialmente, se selecciona una toma de tensión intermedia hasta que los electrodos puedan penetrar la chatarra, lo cual sucede después de unos cuantos minutos, y que a su vez permite utilizar arcos más largo (de alta tensión) sin temor a dañar al material refractario, por radiación. Los arcos largos maximizan la transferencia de calor hacia la chatarra para aumentar la velocidad de fusión.

Al comienzo de la fusión del arco es errático e inestable. Grandes oscilaciones son observadas en la corriente acompañados por el rápido movimiento de los electrodos. Como la atmósfera del horno se calienta el arco tiende a estabilizar y una vez que el baño metálico es formado, el arco se hace muy estable.

Oxidación

En esta fase se produce la oxidación de algunos elementos que están contenidos en el acero fundido, por lo que es conocida como refinación. Una vez que la carga es parcialmente fundida a través de la acción del calor del arco eléctrico, el oxígeno y carbón son inyectados por la tecnología de lanzas COJECTS, generando durante el procesamiento del acero, reacciones químicas simultaneas, siendo la mayoría de ellas del tipo exotérmicas; las cuales tienden a generar energía química del baño metálico, y por ende menor consumo eléctrico en el proceso, tal y como se vio anteriormente.

Cabe destacar que no todos los elementos son igual de afines con el oxígeno; esto quiere decir, que unos reaccionarán antes que otros en presencia de este elemento. No obstante, esta afinidad varía según aumenta la temperatura en el horno.

En este sentido, el diagrama de Ellingham muestra el cambio de energía libre asociado a las reacciones de oxidación de los metales, y permite visualizar como la temperatura y la composición de una atmósfera gaseosa afecta la estabilidad de óxidos metálicos a presión constante.

A través del diagrama de Elligham; Mateos (2010) especifica los elementos que se van a oxidar para una misma temperatura y así determinar qué cantidad de cada elemento se va perdiendo en la escoria en forma de oxido. En la tabla 2.6 se detalla que para temperaturas hasta 700 °C, los elementos que tienen mayor afinidad con el oxígeno (Ca, Mg, Al, Si, Mn, Cr, P) se oxidan antes que el hierro, por lo que al oxidar el baño se reducen esos elementos progresivos sin que lo haga el hierro.

De modo, que ya para temperaturas superiores a los 700°C, la oxidación de los elementos es prácticamente la misma salvo que a parir de este momento, si se pretende eliminar el fósforo, el azufre, cobre, níquel por oxidación, una parte del hierro se oxidará aumentando la merma. No

obstante, como se mencionó anteriormente, al reaccionar con el carbono se recupera parte del mismo.

Tabla 2. 6: Afinidad de los elementos con el oxígeno (Mateos, 2010).

Temperaturas (°C)	Afinidad con el Oxígeno
0	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > P > Fe > S
200	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > P > Fe > S
400	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > P > Fe > S
600	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > P > Fe > S
800	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > Fe > P > S > Fe
1000	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > Fe > P > S
1200	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > Fe > P > S
1400	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > Fe > P > S
1600	Ca > Mg > Al > Si > Mn > Cr > Fe > P > Sc

Turkdogan y Fruehan (1998), señalan que los gases di-atómicos como el caso del oxígeno, se disuelven en el acero líquido en forma atómico, según la siguiente reacción:

$$\frac{1}{2}O_{2(g)} = [O]$$
 [2. 7]

En condiciones de equilibrio, la constante de equilibrio viene dado como sigue:

$$K = \frac{[\% O]}{(P_{O_2})^{1/2}}$$
 [2. 8]

Para soluciones ideales, la concentración de oxigeno es directamente proporcional a la raíz cuadrada de la presión parcial del gas, lo que se conoce como ley de "Sievert".

Sin embargo con el contenido del soluto y presión parcial del oxígeno, la contante de equilibrio de la ecuación 2.8, queda expresada en función de la temperatura, como sigue:

$$Log \left| \frac{[ppmO]}{(P_{O_2})^{1/2}} \right| = \frac{6046}{T} + 4.242$$
 [2. 9]

Donde;

[ppmO]: Concentración del oxígeno en el acero (ppm)

 P_{O_2} : Presión parcial del oxígeno (atm)

T: Temperatura del acero (°C)

Una vez que el oxígeno se encuentre disuelto en el acero líquido, el mismo puede reaccionar con otros elementos químicos. Entre las principales reacciones químicas que ocurren durante la etapa de oxidación se citan las siguientes:

Descarburización

La reacción más importante en la fabricación de acero es la de descarburación, pues no sólo determina el tiempo del proceso, sino que también el contenido de FeO en la escoria, que afecta tanto el rendimiento metálico como la refinación (Turkdogan & Fruehan, 1998).

Conejo, Torres & Cuellar (1999), señala que el 75% del oxígeno inyectado reacciona con carbón produciendo CO, y el resto reacciona con el metal, de acuerdo con la siguiente reacción:

$$[C]+[O]=(CO)$$
 $\Delta G_{2.14}^{\circ}[KJ/mol]=-114.4-0.0858[T(K)]$ [2. 10]

En condiciones de equilibrio, la reacción química anterior, puede estar expresadas en función de las actividades de las especies involucradas (ecuación 2.11), que dependiendo en el estado en que estas se encuentren será considerada de manera diferente, tal y como se detalla en la tabla 2.7

Tabla 2. 7: Diferentes expresiones de las actividades de la especies.

Estados de las Especies	Expresión simplificada de las actividades de las especies
Gas puro	$a_i = P$
Especies en una mezcla gaseosa	$a_i = y_i P = P_i$
Liquido puro	$a_i = 1$
Especies en una mezcla liquida (en solución)	Liquido Puro: $a_i = x_i y_i; (\gamma_i \rightarrow 1; x_i \rightarrow 1)$
	Especies como liquido puro con propiedades de disolución infinita: $a_i = \gamma_i^\circ X_i; \; (\gamma_i^\circ \to 1; x_i \to 0)$
Sólido Puro	$a_i = 1$

Bajo este contexto, se tiene que:

$$K_C = \frac{a_{CO}}{a_C * a_O} = \frac{P_{CO}}{X_C * a_O}$$
 [2. 11]

Siendo;

 P_{CO} : Presión Parcial de CO (asumiendo que es 1atm).

 $\boldsymbol{X}_{\mathcal{C}}$: Fracción másica del carbono disuelto en el acero líquido.

 a_o : Actividad del oxigeno disuelto en el acero líquido (ppm).

Conociendo la dependencia de la constante de equilibrio (K_C) con la temperatura y asumiendo una presión parcial del monóxido de carbono (P_{CO}) igual a 1 atm, se puede derivar la relación entre el contenido de carbono y la actividad de oxígeno del baño en condiciones de equilibrio (ecuación 2.12)

$$K_C = \frac{a_{CO}}{a_C \cdot a_O} \rightarrow a_O = \frac{P_{CO}}{\underline{X_C} \cdot K_C}$$
 [2. 12]

Utilizando los datos experimentales de Sun y Pehlke (1996), para la constante de equilibrio (K_C), se obtiene:

$$a_O(ppm) = \frac{10000}{X_C \cdot \exp(4.611 + 2670/T)}, \text{ a 1600°C} \rightarrow a_O(ppm) = \frac{23.9}{X_C}$$
 [2. 13]

Esta expresión es similar a la propuesta por Turkdogan (1996):

$$a_O(ppm) = \frac{20}{X_C}$$
 [2. 14]

La figura 2.10, muestra la relación entre el contenido de carbono en el acero y la actividad de oxígeno medida para el horno eléctrico y el convertidor, junto con valores previstos por las ecuaciones anteriores. En el caso del convertidor se observa un buen acuerdo entre los valores medidos y las curvas de equilibrio.

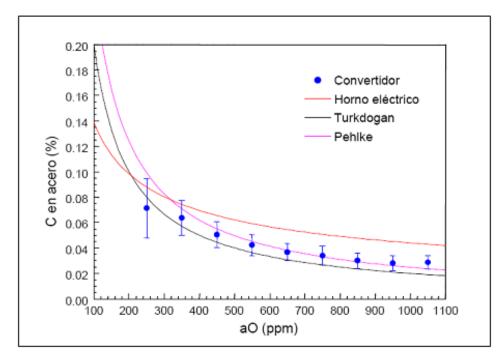


Figura 2. 8. Relación entre el contenido de carbono y la actividad de oxígeno del baño para el horno eléctrico y el convertidor. Comparación con valores previstos por el equilibrio (Cicutti & Aranda, 2003).

En el caso del horno eléctrico, el contenido de carbono del acero está levemente por encima del valor previsto por las relaciones de equilibrio, aunque sigue una tendencia similar. Esto resultados parecen indicar que la reacción de oxidación del carbono en el horno eléctrico se aproxima al equilibrio en las etapas finales del proceso.

La reacción 2.10, puede generarse con el oxigeno y el carbono estando disueltos tanto en la escoria como en el acero líquido. En el caso de que se encuentren disueltos en el acero líquido, ambos especies reaccionaran hasta que el carbono llegue a una composición cercana de 0,2 a 0,4%.

Oxidación del Hierro, Silicio y Manganeso

Cuando el porcentaje en peso del carbono disuelto en el acero líquido llega a las concentraciones antes mencionadas, el oxigeno disuelto favorece la cinética de reacción para la producción de FeO al reaccionar con hierro contenido en el baño metálico proveniente del HRD y la chatarra cuando se funde por efecto del arco eléctrico generado por los electrodos, esto según la reacción química [2.15]

$$[Fe]_{(I)} + [O] = (FeO)_{(I)}$$
 $\Delta G_{2.19}^{\circ} [KJ/mol] = 225.5 + 0.0413[T(K)]$ [2. 15]

En condiciones de equilibrio se cumple que:

$$K_F = \frac{a_{FeO}}{a_O} = \frac{\gamma_{FeO} X_{FeO}}{a_O}$$
 [2. 16]

Siendo;

 $\gamma_{\text{FeO}}\!:$ Coeficiente de actividad del oxido de hierro.

X_{FeO}: Fracción másica del oxido de hierro disuelto en la escoria.

 a_o : Actividad del oxigeno disuelto en el acero líquido (ppm).

El coeficiente de actividad del oxido de hierro depende de la composición de la escoria y puede estimarse con diferentes correlaciones y modelos propuestos en la bibliografía. Uno de ellos lo representa el modelo propuesto

por Turkdogan (1996), quien encontró una relación entre la basicidad de la escoria (B_T) y el coeficiente de la actividad del óxido de hierro (véase la Fig. 2.11), definida por la siguiente ecuación:

$$B_T = \frac{\% CaO + 1.4\% MgO}{\% SiO_2 + 0.84 P_2 O_5}$$
 [2. 17]

Para representar cuantitativamente esta relación se emplearon las siguientes expresiones:

$$\gamma_{FeO} = 0.9 + 1.294 \times B_T$$
 ; $B_T \le 1.8$ [2. 18]

$$\gamma_{FeO} = \frac{1.761}{\left[(B_T - 1.428)^{0.6155} \right]}$$
; B_T > 1,8 [2. 19]

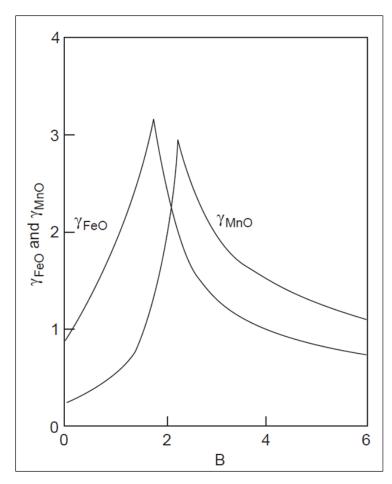


Figura 2. 9. Variación del coeficiente de actividad del FeO y MnO con la basicidad, datos compilados por Turkdogan & Freuhan (1998).

En el mismo orden de ideas, el oxígeno disuelto en el acero líquido, también oxida al silicio (Si) y manganeso (Mn) según las siguientes reacciones:

$$\{Si\} + (O_2) = \langle SiO_2 \rangle$$
 $\Delta G_{2.24}^{\circ} [KJ/mol] = 925.5 + 0.2028[T(K)]$ [2. 20]

$$\{Mn\} + \frac{1}{2}(O_2) = \langle MnO \rangle$$
 $\Delta G_{2.25}^{\circ}[KJ/mol] = 406.5 + 0.0879[T(K)]$ [2. 21]

Las reacciones de oxidación de hierro, manganeso y silicio son fuertemente exotérmicas, por lo que producen un aumento brusco de la temperatura de fusión, con la consiguiente reducción del consumo energético. Los productos generados a medios de estas reacciones químicas son óxidos de hierro, manganeso y silicio, los cuales pasan a formar parte de la escoria por decantación, ya que al tener menor densidad flotan sobre el baño metálico (acero líquido), estos últimos pueden estar tanto en estado sólido como líquido. Sin embargo, es importante destacar que gran parte del contenido de SiO₂ contenido en la escoria, proviene del HRD. Por ello, la razón de suministrar cal mezcla al proceso de aceración para neutralizar la acidez que genera este elemento en al escoria que causa un desgastes prematuro del material refractario. Esto se verá con mayor detalla más adelante.

Por su parte, combinando la reacción química de oxidación de manganeso [2.21] con la reacción química de oxidación del hierro [2.15], se tiene que:

$$(FeO) + Mn = (MnO) + Fe \Delta G_{2.26}^{\circ} [KJ/moI] = 181 + 0.0466[T(K)]$$
 [2. 22]

Reacomodando la ecuación anterior puede calcularse la partición de manganeso entre el metal y la escoria L_{Mn} :

$$K_{M} = \frac{\gamma_{MnO} * X_{MnO}}{Mn * \gamma_{FeO} * X_{FeO}}$$
 [2. 23]

En este caso, la partición de manganeso entre el metal y escoria (L_{Mn}) , puede calcularse de la siguiente manera:

$$Log(L_{Mn}) = log \frac{MnO}{Mn} = log(K_{FM}) + log(\frac{\gamma_{FeO}}{\gamma_{MnO}}) + log(X_{FeO})$$
 [2. 24]

La relación entres los coeficientes de actividad del óxido de hierro y el óxido de manganeso ($\gamma_{\text{FeO}}/\gamma_{\text{MnO}}$), varía con la basicidad de la escoria tal y como se muestra en la Figura 2.12. Donde se puede apreciar que hay una marcada disminución de la relación del coeficiente de actividad tanto del MnO como FeO a medida que aumenta la basicidad de la escoria (entre 1,5 - 2). Valores de la basicidad por encima de 2,5, la relación $\gamma_{\text{FeO}}/\gamma_{\text{MnO}}$, es esencialmente constante (aproximadamente 0,63).

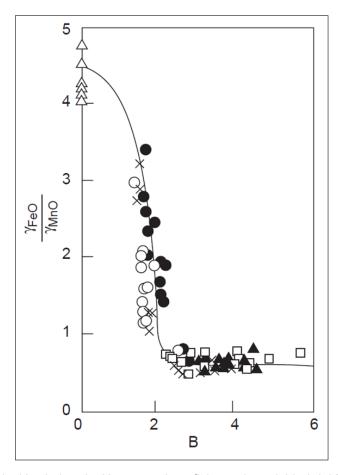


Figura 2. 10. Variación de la relación entre el coeficiente de actividad del FeO y MnO con la basicidad (Turkdogan & Freuhan, 1998).

Por su parte, la constante de equilibrio (K_{FM}) , se puede derivar considerando la variación de energía libre estándar de la siguiente manera:

$$\Delta G_{225}^{\circ} = -RT \ln(K_{EM})$$
 [2. 25]

Siendo,

 $\Delta G_{2.25}^{\circ}$: Variación de la Energía libres estándar de la reacción 2.25

R: Constante del gas ideal (8,3144 J/mol*K)

T: Temperatura (K)

De modo, que para estimar la partición de Mn a través de la reacción 2.24, solo es necesario conocer la composición química de la escoria y la temperatura; es decir, no es necesaria la composición química del acero.

Turkdogan & Freuhan (1998), indican que la reacción de oxidación del manganeso está gobernada por el nivel de FeO de la escoria. Por ende, la partición de manganeso medida entre el metal y escoria (MnO/Mn) puede ser estimada por medio de la ecuación 2.24. Así mismo el autor destaca que la reacción de oxidación del carbono en el baño metálico se aproxima a las condiciones de equilibrio.

Reducción del Óxido de Hierro

Finalmente, cuando se ha oxidado prácticamente todo el silicio y gran parte del manganeso, la temperatura del líquido fundido ha aumentado considerablemente (1600 °C aproximadamente) y la escoria tiene suficiente porcentaje de FeO libre. La adición de carbón en polvo permite la reducción del FeO presente en la escoria según la siguiente reacción química:

$$(FeO) + \underline{C} = \underline{Fe} + (CO)$$
 $\Delta G_{2.30}^{\circ} [KJ/mol] = 339.8 + 0.1271[T(K)]$ [2. 26]

Cabe destacar que la reducción del FeO con carbono puede ocurrir de dos maneras, ya sea con el carbono disuelto en el acero líquido o el carbono que se adiciona con la materia prima coque. La reacción se da en la interfase metal/escoria, y la misma genera burbujas gaseosas de monóxido de carbono (CO), que al desprenderse del acero líquido y al atravesar la escoria produce lo que se conoce como "escoria espumosa", capaz de cubrir los arcos eléctricos creados por los electrodos, incrementando la eficiencia energética durante todo el ciclo del proceso de aceración de la metalurgia primaria en los hornos eléctricos. De todas maneras, más adelante este mecanismo de formación de escoria espumosa, será tratado con mayor detalle.

De la reacción 2.26, se puede derivar una expresión que predice teóricamente la relación entre el contenido de FeO en la escoria y el porcentaje de carbono en el acero líquido:

$$K_{CF} = \frac{P_{CO}}{\gamma_{FeO} \cdot X_{FeO} \cdot X_{C}} \to X_{C} = \frac{P_{CO}}{\gamma_{FeO} \cdot X_{FeO} \cdot K_{CF}}$$
 [2. 27]

$$\log(K_{CF}) = -\frac{5730}{T} + 5.096$$
 [2. 28]

La relación de la reacción 2.30, fue estudiada por Cicutti & Aranda (2003) con datos experimentales, asumiendo una presión parcial del CO igual a una 1atm, y utilizando el modelo de Turkdogan (1996) para estimar el coeficiente de actividad del FeO, y empleando la expresión 2.28, para determinar la constante de equilibrio (K_{CF}) a 1600°C.

Manteniendo constante estos valores, al mismo tiempo que varia el porcentaje en peso del oxido de hierro disuelto en la escoria y el porcentaje en peso del carbono disuelto en el acero líquido; se obtiene una grafica (ver Fig. 2.13), cuya tendencia se aleja del equilibrio, en el caso del proceso de aceración en hornos eléctricos, habiendo mayor cercanía con los datos obtenidos en el convertidor. Cabe destacar que este dicha tendencia de alejamiento en el equilibrio FeO-C para el horno eléctrico también se muestra en algunos trabajos de la literatura, tal es el caso del estudio realizados por Morales, Lule, López, Camacho & Romero (1995).

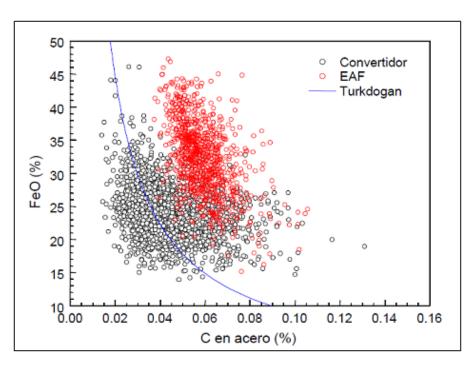


Figura 2. 11. Relación entre el contenido de carbono del baño y el porcentaje de FeO de la escoria para un horno eléctrico y convertidor (Cicutti & Aranda, 2003).

De la figura 2.29, se puede obtener la siguiente correlación:

$$X_{FeO} = \frac{2,26}{X_C^{0,9152}}$$
 [2. 29]

A nivel de laboratorio se ha efectuado una gran cantidad de estudios sobre la cinética de reducción del óxido de hierro. Philbrook & Kirkbride (1956), realizaron un estudio sobre estema, donde la velocidad de reducción del FeO con el carbono disuelto en el acero líquido se puede obtener a través de la siguiente ecuación:

$$-r_{FeO} = k \cdot A \cdot C_{FeO}^{\alpha} \cdot C_{C}^{\beta}$$
 [2. 30]

Donde:

k : Constante de la velocidad de reacción

 C^α_{FeO} : Concentración de FeO

 C_{C}^{β} : Concentración del carbono en el acero líquido

A : Área metal-escoria.

El dispositivo experimental se realizó de manera que la concentración de carbono disuelto en el metal correspondiera a la máxima solubilidad. Bajo la condición de exceso de carbono de uno de los reactantes, la expresión anterior se reduce a lo siguiente:

$$-r_{FeO} = k' \cdot C_{FeO} \rightarrow log(-r_{FeO}) = log(k') + \alpha log(C_{FeO})$$
 [2. 31]

Donde; $k'=kAC_{FeO}^{\beta}$, de esta manera, realizando mediante gráficos las pendientes de la curva velocidad de consumo de FeO en función de la concentración de FeO, se determina el orden de reacción (α). Los resultados obtenidos indicaron un promedio de 2,0 y por tanto, la reacción de reducción no es de tipo elemental. Utilizando el valor de α =2, la constante de reacción se determina realizando el gráfico de de la relación (1/C – 1/C₀) en función del tiempo, tomando como base la siguiente expresión:

$$-r_{\text{FeO}} = k' \cdot C_{\text{FeO}} \rightarrow \log(-r_{\text{FeO}}) = \log(k') + \alpha \log(C_{\text{FeO}})$$
 [2. 32]

La constante de reacción obtenida no presentó fluctuaciones importantes dentro del rango de 0,020-0,030, lo cual confirmó que la reacción se aproxima bastante a ser de segundo orden.

Formación de Escoria Espumosa

Cabe destacar que en el proceso de aceración, durante la fusión inicial se forma sobre la superficie del acero líquido una capa compuesta por todas aquellas impurezas contenidas en la carga metálica. A esta capa se le conoce comúnmente como escoria, el cual es de fundamental provecho que se encuentre en forma "espumosa" ya que de este modo, se encontrará cubriendo el arco eléctrico generado por los electrodos, permitiendo que la corriente eléctrica se transfiera directamente al baño líquido para aprovechar el calor durante todo el ciclo del proceso, permitiendo así el uso de posiciones más alta de control de potencia sin necesidad de aumentar la carga térmica (por radiación) en las paredes refractarias del horno.

En procesos reales de fabricación de acero, la espumosidad de la escoria se logra con la generación de grandes volúmenes de burbujas de monóxido de carbono (CO), productos de reacciones químicas que compiten simultáneamente. Entre estas reacciones químicas se tiene la oxidación del hierro, definida por la reacción [2.15], en donde tanto el hierro como el oxígeno disuelto en el acero líquido reaccionan para forma FeO, que por baja densidad decantan hasta flotar en la escoria. A su vez el FeO puede ser reducido por el carbono disuelto en el acero líquido que difunde hasta la interfaz metal – escoria y reaccionan a través de la reacción [2.26] para formar hierro libre que vuelve al baño y burbujas de CO, elemento que también puede ser obtenido al reaccionar el carbono con el oxígeno disuelto en el acero líquido, denominado descarburación del baño metálico definido por la reacción [2.10]. Protoriuos & Calister (1998) consideran una serie de procedimientos más detallado a medida que ocurren las reacciones antes señaladas, que para mayor compresión véase la figura 2.14.

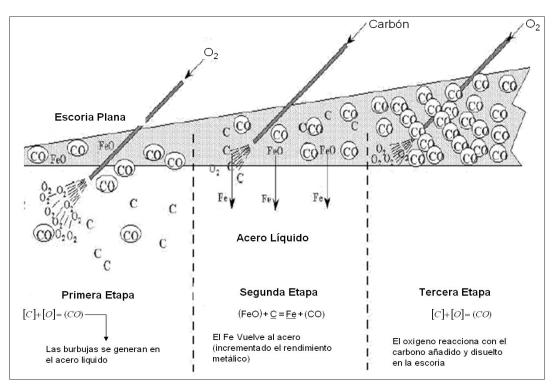


Figura 2. 12. Proceso de formación de la escoria espumosa mediante la descarburación y la reducción de oxido de hierro con carbono disuelto en el acero (García, 2011).

En la figura 2.14, se puede notar que en la tercera etapa, el volumen de la escoria espumosa incrementa, al aumentar la concentración de burbujas de CO que se producen inyectando oxígeno en la escoria, y este reacciona con el carbono disuelto en la misma fase.

Para este mecanismo, se supone que todas las partículas de carbono están siendo mojadas por la escoria, lo que significa que se encuentran totalmente disueltas en esta fase.

No obstante, Richards & Brimacombe (1985), suponen que la escoria no moja completamente las partículas de carbono y por lo tanto, inmediatamente es rodeado por una halo de gas compuesto de CO, evitando el contacto directo con la escoria. En donde el oxido de hierro es reducido indirectamente. Este mecanismo, que se muestra en la figura 2.15, es descrito como sigue:

Al inyectar el carbono en el horno empleando aire como medio de gas transportador, cuando el chorro de fases hace contacto con la escoria sólo una fracción de los sólidos penetrar en la escoria. Esta fracción de sólidos se calienta e inmediatamente, las burbujas de CO que se encontraban nucleando en la superficie de cada partícula de carbono forman un halo de gas que separa el sólido de la escoria líquida. En esta interfase de gas-líquido ocurre la reducción de FeO con CO, definida por la reacción [2. 33]:

$$\{FeO\} + (CO) = \{Fe\} + (CO_2) \quad \Delta G_{2.37}^{\circ} [KJ/mol] = -560.36 + 0.044 [T(K)]$$
 [2. 33]

El CO2 producto de la reacción anterior, posteriormente reaccionar con la partícula de carbono de acuerdo a la reacción de Boudouard [2.34] para generar más CO, que contradifunde a través del halo de gas hasta llegar a la interfase de gas-líquido, para reaccionar de nuevo con el FeO y dar ciclo al proceso o en su defecto sale de la escoria.

$$(CO_2) + C = 2CO$$
 $\Delta G_{2.38}^{\circ} [KJ/mol] = 166.560 - 171[T(K)]$ [2. 34]

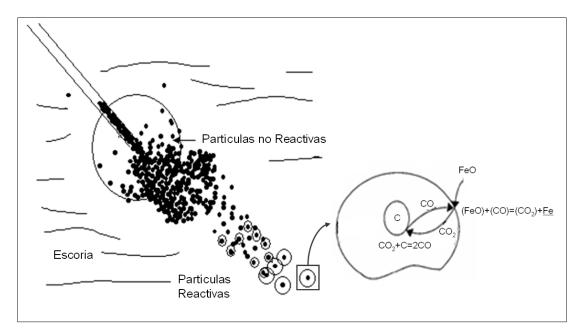


Figura 2. 13. Mecanismo de reducción de FeO con partículas de carbono disueltos en la escoria (Morales, Conejo & Rodríguez, 2002).

La no mojabilidad del carbón por la escoria permite generar burbujas más grandes lo que deja huecos mayores para el movimiento de la escoria y su reacción con las partículas de carbono.

Aunque según, Sugata, Sugiyama & Kondo (1964), realizaon un experiemnto en donde introducian gas CO a flujos mayores que los producidos durante la reducción del FeO; encontrando, que la reducción del FeO fue inferior a la obtenida con carbono sólido y por ello, la reducción indirecta mediante CO no es el mecanismo controlante.

En fin, en ambos mecanismo se complementan, con el fin ultimo de generar grandes cantidades de burbujas de CO, cuyo componente es crítico para la formación de una escoria espumosa, debido a que estas burbujas se desprenden del líquido y al atravesar la escoria, producen su espumado.

Sin embargo, según las investigaciones de Morales, López, Camacho & Romero (1995), asegura que la generación de grandes volúmenes de burbujas de CO solo representa una condición necesaria pero no suficiente para lograr la formación de una escoria espumosa estable, pues también

debe cumplirse una segunda condición que consiste en mantener buenas propiedades físicas en la escoria, como alta viscosidad superficial, baja densidad y baja tensión superficial.

Ante este contexto, importa señalar que hoy en día han surgido varios modelos empíricos que permiten determinar la estabilidad de la escoria espumosa considerando la influencia de las propiedades físicas incluso el diámetro de las burbujas del CO, denominado índice de espumosidad (Σ) . Uno de los tantos modelos es propuesto por Matsuura & Fruehan (2009), definida mediante la siguiente ecuación:

$$\sum = 115 \frac{\mu^{1,2}}{V^{0,2} \rho D_{R}^{0,9}}$$
 [2. 35]

Siendo;

μ: Viscosidad de la escoria (Pas).

Y: Tensión superficial de la escoria (N/m).

^p: Densidad de la escoria (Kg/m3).

D_B: Diámetro de la burbuja (m).

La viscosidad superficial, de la escoria puede ser estimada mediante el modelo de Kozakevitch (1949), que depende de la temperatura:

$$\mu = AT \exp(B/T)$$
 [2. 36]

Donde, A y B, son funciones que dependen de la composición de la escoria: 33 - 56 % SiO₂; 12 - 45% CaO; 0-11% Al₂O₃; 0-20% Na₂O y 0-20% CaF₂. Una fórmula de interpolación se ha derivado para los parámetros de A y B, en función de las fracciones molares de cada uno de los componentes mencionados anteriormente, tal y como se indica a continuación: -

$$Ln(A) = -17.51 - 35.76(Al_2O_3) + 1.73(CaO) + 5.82(CaF_2) + 7.02(Na_2O)$$
 [2. 37]

Por su parte, la densidad de la escoria y la tensión superficial, puede ser estimada a través de un modelo propuesto por Mills & Keene (1981):

$$\rho(g/cm^3) = 2.46 + 0.018 * (FeO + MnO)$$
 [2. 39]

$$\gamma$$
(dinas/cm) = -0.75 - 0.57 * $\frac{\text{SiO}_2}{100}$ - 0.137 $\frac{\text{FeO}}{100}$ [2. 40]

Como se puede notar el índice de espumación de la escoria esta relacionada con las propiedades físicas de las mismas (Jiang & Fruehan, 1991; Zhang & Fruehan, 1995).

No obstante, a nivel industrial resulta difícil, poder estar midiendo de forma constante dichas variables de proceso, para realizar un control adecuado de la formación de escoria espumosa durante la fabricación de acero en HEA. Es por este motivo, que muchas empresas, tal es el caso de SIDOR, han recurrido a otro medio que sirva como herramienta de supervisión, como lo representa la medición del índice de distorsión armónica total (THD, de sus siglas en inglés Total Harmonic Distortion).

El ITHD, es un parámetro eléctrico indicativo del nivel de distorsión inyectado por las distintas caras no lineales en el sistema (en este caso durante el funcionamiento del HEA, tal y como se contempla en la norma IEEE 519-1992). Es una medida de la similitud entre la forma de onda y su componente fundamental.

De modo que matemáticamente puede ser expresado ya sea en función de la magnitud de la armónica individual (I_h) y la demanda máxima de la corriente fundamental (I_l), definida por la ecuación siguiente ecuación Téllez, 2011; Issouribehere, 2006):

ITHD_i =
$$\frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} (I_h)^2}}{I_1}$$
 [2. 41]

Dicho parámetro fue estudiado por Morales, Rodríguez, Vargas & Conejo (2002), quienes encontrando que cuando la escoria es plana (no espumosa) la magnitud del ruido es muy alta; en cambio, cuando la escoria es espumosa, el arco eléctrico generado por los electrodos se encuentra sumergido en la escoria permitiendo disminución en el ruido. De modo que a medida que aumenta la distorsión del arco, también lo hace la magnitud del ruido, por lo tanto, el reciproco del ITHD puede ser empleado para ser correlacionado directamente con el índice de espumosidad, tal y como se muestra en la figura 2.16.

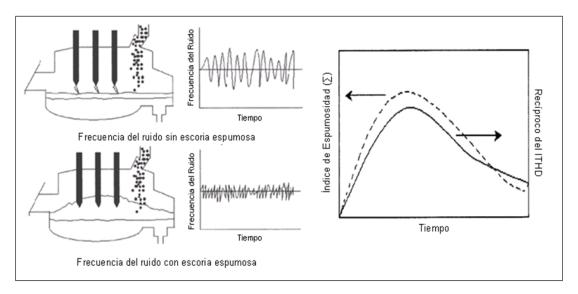


Figura 2. 14. Relación entre el índice de espumosidad y el reciproco del ITHD (Morales, Rodríguez, Vargas & Conejo, 2002).

Una de las investigaciones recientes de gran importancia para el presente estudio, lo representa la investigación de García (2011), en donde se hace énfasis en los parámetros a controlar para la formación de una escoria espumosa en los hornos eléctricos. En donde considera el efecto de la concentración del %FeO y %MgO en la escoria, cuyos valores son correlacionado con el indicador ITHD. Entre los resultados más relevantes fue demostrar que el ITHD sirve como sistema de control, siempre y cuando se trabaje con valores alrededor de 0.5% donde los niveles de contaminación sónica no planificada son los menores, siendo el 1.0% el tope

máximo permisible para la formación de una escoria espumosa óptima, ya que aumentará en un espesor tal que permite cubrir los arcos eléctricos generados por electrodos.

Como se puede notar, existe una alta correlación entre el parámetro ITHD y las condiciones de la escoria (altura y composición química), que puede funcionar como un soporte en la optimización del proceso de formación de escoria espumosa para el monitoreo continua del proceso en tiempo real; siendo mucho más exacta que la apreciación empírica y por ende será utilizado en el presente estudio como variable referencial para cuantificar el flujo de HRD.

Desfosforación

El fósforo (P), al igual que el azufre (S), el níquel (Ni) y el cobre (Cu), es un elemento perjudicial que procede de la carga metálica (especialmente por el HRD) en porcentajes de alrededor de 0.08 - 0.10 % (Mateos, 2010). Esto dado que, el fósforo al encontrarse disuelto en el líquido fundido, tiene un efecto fragilizante sobre la estructura del acero con una marcada disminución de la tenacidad (Laparra, 1999; Morral, Jimeno & Molera, 1985).

Razón por la cual, Bucciarelli, Torga, Sabugal, Díaz & Lardizabal (2011), indica que: "... el P se especifica como elemento aleante solo en pocos grados, y más que todo, para aumentar la dureza y la resistencia a la corrosión atmosférica del acero" (p.272).

Por tal razón, es necesario eliminar esta impureza del acero, la cual se realiza con la adición de cal al horno eléctrico, lo que se denomina desfosforación. La cal actúa como fundente que aporta óxido de calcio (CaO) que reacciona químicamente con el P para formar fosfatos estables que permanecen en la escoria, la cual posteriormente es retirada del proceso. Este fenómeno ocurre a través de una serie de reacciones químicas,

descritas a continuación. A medida que se esta fundiéndola carga metálica, el P se disuelve en el acero líquido y el mismo reacciona con el oxígeno inyectado al proceso; según la reacción [2.42], para generar anhídrido fosfórico o que es lo mismo pentóxido de fósforo (P_2O_5).

$$2[P] + \frac{5}{2}(O_2) = (P_2O_5) \quad \Delta G_{2.46}^{\circ}[KJ/mol] = 1157.6 + 0.24031[T(K)]$$
 [2. 42]

El P₂O₅ tiende a formar fosfatos, que en presencia de CaO, permanecen en la escoria cuando se produce la siguiente reacción:

$$3(CaO) + (P_2O_5) = Ca_3(PO_4)_2 \Delta G_{247}^{\circ}[kJ/mol] = 396.350 + 75.53[T(K)][2.43]$$

Esto ocurre gracias a que el CaO ingresa en la red de tetraedros de SiO_2 que compone la escoria como un óxido modificador. De esta manera se forma enlaces insatisfechos que pueden coordinar al P_2O_5 estabilizándolo y aumentando la capacidad de desfosforación de la escoria.

La capacidad fosforante (C_p) , es un índice que estima el poder que tiene la escoria para absorber fósforo del acero líquido. El modelo utilizado para estimarla, se obtiene partiendo de la reacción de desfosforación [2.42], que en condicione de equilibrio termodinámico se puede expresar de la siguiente forma:

$$C_{p} = \frac{a_{P_{2}O_{5}}}{(a_{P})^{2} \cdot (a_{O})^{5/2}} = \frac{(P)}{(f_{P})^{2} \cdot (P)^{2} \cdot (f_{O})^{5/2} \cdot [O]^{5/2}}$$
 [2. 44]

Siendo:

(P): Contenido de P en la escoria, en equilibrio estequiométrico con el P2O5 (%)

[P]: Contenido del fósforo en el acero líquido (%).

f_P: Coeficiente de actividad henryana del fósforo.

 $\ensuremath{\text{f}_{\text{O}}}\xspace$: Coeficiente de actividad henryana del oxígeno.

[O]: Contenido de oxígeno en el acero líquido (%)

Turkdogan & Freuhan (1998), señala que para bajas concentraciones de fósforo y oxígeno en el baño metálico (como es el caso durante la etapa de fusión del acero), sus coeficientes de actividades son cercanos a la unidad. De modo que la reacción 2.44, quedaría como sigue:

$$C_p = \frac{(P)}{[P]^2 \cdot [O]^{5/2}}$$
 [2. 45]

Por su parte; Turkdogan (1994), encontraron la capacidad fosforante puede ser estimada en función de la temperatura (para un rango comprendido entre 1550 y 1700 °C) y la composición química de la escoria (específicamente, CaO y MgO), por medio de la presente ecuación:

$$log(C_p) = \frac{21.740}{T} - 9.87 + 0.071[\%CaO + 0.3(\%MgO)]$$
 [2. 46]

En el mismo orden de ideas, es importante destacar que a medida que aumenta la temperatura, la energía libre de Gibbs de la reacción 2.43 aumenta, en magnitud positiva por lo que el fosfato de cal tiende a ser menos estable, permitiendo así, la liberación del pentóxido de fósforo de la escoria. En este sentido, si se sucede la liberación del P_2O_5 , este puede ser reducido por el carbono y/o el hierro presentes en el baño, a través de las siguientes reacciones:

$$(P_2O_5) + 5[Fe] = 5(FeO) + 2[P]$$
 $\Delta G_{2.50}^{\circ} [kJ/mol] = -32.6 - 33.81[T(K)]$ [2. 47]

$$(P_2O_5) + 5[C] = 5\{CO\} + 2[P]$$
 $\Delta G_{2.51}^{\circ}[kJ/mol] = 179.5 - 248.4[T(K)]$ [2. 48]

De la reacción [2.47], se puede plantear que:

$$\frac{(P_2O_5)}{[P]} = \frac{(FeO)^5 \cdot f_p^2}{g_{P_2O_5} \cdot k_{2.50} \cdot [C]^4}$$
 [2. 49]

Siendo:

k_{2.50}: Constante de equilibrio de la reacción 2.50.

 f_p : Coeficiente de actividad henryana del fósforo.

[P]: Contenido del fósforo en el acero líquido (%)

(FeO): Contenido de óxido de hierro en la escoria (%)

 (P_2O_5) : Contenido de pentóxido de fósforo en la escoria (%)

g_{P2O5}: Coeficiente de actividad Raoultiana del P2O5.

Puede observarse que a medida que se incrementa el %FeO en la escoria y se disminuye la temperatura, se incrementa el coeficiente de distribución del fósforo, logrando que se mejore la desfosforación del baño metálico. De igual forma, de la reacción 2.48, se tiene que:

$$\frac{(P_2O_5)}{[P]} = \frac{f_p^2}{f_C \cdot k_{2.51} \cdot [C]^4}$$
 [2. 50]

Siendo:

k_{2.51}: Constante de equilibrio de la reacción 2.51.

[C]: Contenido del carbono en el acero líquido (%).

 $\ensuremath{f_{\text{C}}}$: Coeficiente de actividad henryana del carbono.

De aquí se puede observar que el contenido de carbono y la temperatura de desfosforación deben disminuir para que se pueda lograr un mayor valor del coeficiente de distribución del fósforo entre la escoria y el baño metálico, que es lo recomendado, ya que al aumentar éste, la transferencia de fósforo del metal a la escoria se incrementa (Oropeza, López, Pérez &Ucar, 2008).

En resumen, para desfosforar, se requiere una escoria muy básica y muy oxidante; además de que la temperatura debe ser lo más baja posible (rangos entre 1540 y 1580 °C). Así mismo, la desfosforación para que sea

eficaz y rápida exige que haya continua renovación de la capa de contacto del metal y la escoria. Esto se logra mediante una agitación del baño, que hoy en día se consigue con la formación de "escoria espumosa".

Como se menciono anteriormente, el CaO ayuda a la estabilización del P_2O_5 , pero en la escoria también hay SiO2 que compite con el P por el CaO disponible. Debido a ello, Bucciarelli, Torga, Sabugal, Díaz & Lardizabal (2011), indican que ese necesario establecer valores de trabajo para el índice de basicidad binaria de la escoria (B_2) y que le mismo debe depender del valor de P objetivo requerido en la etapa de sangrado del acero (y del P máximo aceptado por el grado de acero que se este fabricando), en una relación inversamente proporcional; es decir, el B_2 será mayor cuanto menor sea el P objetivo.

Ajuste de Temperatura y Composición Química

En esta etapa se termina ajustando la temperatura y composición química (especialmente C y P) del acero líquido, a los valores de especificación de acuerdo a los requerimientos del proceso.

Al terminar el período de fusión oxidación, se obtiene una muestra para ser analizada en el laboratorio químico, y de ese análisis se definen los ajustes de ferroaleaciones a añadir en el momento de realizar el sangrado. Variando el consumo de las materias primas se controla la composición química.

Para aumentar la productividad, el período de oxidación, frecuentemente se ejecuta al mismo tiempo que el ajuste de composición química y temperatura del acero. Esta etapa es de vital importancia dado que unos de sus objetivos fundamentales son:

 Controlar dentro de unos márgenes aquellos elementos que influyen en las propiedades finales. Principalmente el Carbono (C), el Silicio (Si), el Manganeso (Mn), el Fósforo (P), el Azufre (S), el Niobio (Nb), el Vanadio (V) y el Titanio (Ti). 2. Eliminar en la medida posible las impurezas no deseables en el acero como el: Cobre (Cu), Estaño (Sn), Níquel (Ni), Cromo (Cr); y gases como el Hidrógeno (H₂), el Oxígeno (O₂), y el Nitrógeno (N₂).

Cada elemento tiene una influencia determinada en el acero que le proporciona ciertas características, entre ellas se citan las siguientes:

- Carbono (C): Se trata del elemento más importante a controlar, ya que es el que se encuentra en mayor cantidad después del hierro en el acero. Formador de ferrita y perlita, el carbón aumenta la resistencia, el límite elástico y la dureza, y disminuye la ductilidad y maleabilidad.
- Silicio (Si): Aumenta la resistencia en aceros bajos en carbono, y puede actuar como desoxidante en el proceso de fabricación de acero.
- Manganeso (Mn): Aumenta la resistencia, la templabilidad, la resistencia al desgaste, y elimina la fragilidad en caliente originada por el azufre, ya que evita la formación de sulfuros de hierro.
- Fósforo (P): Aunque aumenta la resistencia a la corrosión, y mejora la maquinabilidad, se considera un elemento perjudicial, ya que disminuye la ductilidad y la resiliencia.
- Azufre (S): Se considera un elemento perjudicial dentro del acero, ya que aunque mejora la maquinabilidad, aumenta la fragilidad, y puede dar lugar a la formación de sulfuros que provocan rotos al laminar.
- Niobio (Nb): Se trata de un estabilizador del acero, que evita la formación de carburo de cromo y se emplea para aceros inoxidables.
- Vanadio (V): Aumenta la resiliencia, la resistencia a la fatiga, y la dureza y ayuda a la formación de grano pequeño. Se puede utilizar en lugar del niobio para aceros inoxidables.
- Titanio (Ti): Al igual que el Niobio se trata de un estabilizador del acero, que evita la formación de carburo de cromo y se emplea para aceros inoxidables.

- Cobre (Cu): Aumenta la resistencia a la corrosión de los aceros, aunque debe controlarse para evitar problemas de resistencia en el tren de laminación.
- Estaño (Sn): Al igual que el cobre, aumenta la resistencia a la corrosión, pero debe controlarse la cantidad en los aceros.
- Níquel (Ni): Es un formador de austenita, que aumenta la resistencia a la corrosión, y la tenacidad, y la resiliencia tras los tratamientos térmicos.
- Cromo (Cr): Es un formador de ferrita, que aumenta la profundidad de endurecimiento. También aumenta la resistencia a la tracción a altas temperaturas, y mejora la templabilidad. Se emplea en aceros inoxidables.
- Hidrógeno (H2): Provoca la formación de poros y grietas.
- Oxígeno (O2): Contribuye a la formación de inclusiones no metálicas (escorias) y de poros.
- Nitrógeno (N2): Provoca la formación de nitruro, y reduce la cantidad de níquel en los aceros inoxidables. En altas cantidades afecta a las propiedades mecánicas del acero negativamente.

Sangrado

Una vez que se concluye el tratamiento en el horno, el acero es vaciado fuera del mismo a un contenedor denominado cucharón, que en lo sucesivo será el medio de transporte del acero líquido para el resto de las etapas en el proceso de aceración. El horno nunca se vacía totalmente, de manera que el acero líquido que se deja en el mismo, ayude a fundir la próxima carga.

Esta etapa es conocida como sangría y es altamente oxidante al exponerse el acero a la atmósfera en un proceso intensivo que ocurre durante el vaciado. Por ello se adicionan agentes reductores como coque y aluminio, junto con el agregado de ferroaleaciones, en una cantidad que depende del grado de acero a fabricar.

El cucharón debe estar precalentado antes de la transferencia para que pueda mantener la temperatura del acero. Durante el período de sangrado, se inicia el tratamiento del acero para su metalurgia secundaria. Se adiciona cal y magnesita (para formar una nueva escoria), aluminio (desoxidar) y ferroaleaciones (para obtener la composición química).

Permanentemente, se insufla argón, que agita el baño y homogeniza térmica y químicamente el acero. Luego, se tapa el cucharón y se continúa con el agitado de argón hasta que se traslade al horno de metalurgia secundaria.

La temperatura que tiene el acero en el horno eléctrico es aproximadamente 1635 a 1670 °C y desciende a 1580 – 1600°C al culminar las operaciones en el cucharón.

Escoria de Hornos Eléctricos en la Fabricación de Aceros

Laparra (1999) y Mateos (2010) coinciden en definir la escoria como una mezcla de óxidos (FeO, SiO₂, MnO, P₂O₅, MgO, Al₂O₃), provenientes tanto de la carga metálica (chatarra mas HRD) como de los fundentes (cal, coque, y otros), que decantan en la superficie del acero (completa o parcialmente líquida) y la protege térmicamente, además de ayudar a proteger el arco eléctrico.

Sin embargo, lo que le otorga la capacidad de proteger el arco eléctrico es la reacción de carbón en polvo y oxígeno, permitiendo que las burbujas atrapadas en la escoria consigan espumarla.

La escoria ideal durante el procesamiento de acero en hornos eléctricos, debe tener temperaturas baja, bajo punto de fusión, fluidez a la temperatura de operación y tener baja densidad para que flote sobre el baño metálico. Puesto que la escoria posee la capacidad de disolver los óxidos, ésta se emplea eficientemente como un medio para regular la composición de la masa metálica subyacente. De hecho la escoria se puede considerar como

un reactivo de afino. Así la oxidación origina con frecuencia la formación de una escoria oxidante en la que los agentes oxidantes son los óxidos disueltos (García, 2002).

Clasificación de las Escorias en los Hornos Eléctricos

Existe una gran variedad y clasificación de las escorias que se generan en los hornos eléctricos de arco provenientes de un proceso de aceración. En este sentido Pretorius & Carlisle (1998) las clasifica de acuerdo a la homogeneidad que presente en el horno, en:

- 1. Costrosa: Demasiado CaO (y/o MgO).
- 2. Espumosa (CaO/MgO Saturado): Esta presenta buena espumación de la escoria para los requerimientos metalúrgicos y el refractario.
- 3. Liquida Demasiado liquida: Esta es muy agresiva para el refractario.

Por otra parte García (2002), señala que las escorias se pueden clasificar de acuerdo a la composición de los óxidos que la constituyen. En este sentido, se tendrá escorias: ácidas, básicas o neutras. Una descripción mas estructurada de la composición de los óxidos de la escoria se establece a continuación.

Composición de los Óxidos de las Escorias en HEA

Los componentes de la escoria se dividen en dos grupos:

- Óxidos refractarios / fluidizantes: Los refractarios incrementan la viscosidad efectiva de la escoria mientras que los fluidizantes incrementan su fluidez.
- 2. Óxidos ácidos/básicos: Los óxidos ácidos son aquellos formados por un no metal y oxígeno (más electronegativos); es decir, tienden a adquirir carga negativa o aniones de oxígeno. Por su parte, los óxidos básicos están formados por un metal y oxígeno (menos electronegativos); es decir, que tiende a ceder electrones o aniones de oxígeno.

En la tabla 2.8, se detalla aquellos óxidos que constituyen la escoria durante el proceso de metalurgia primaria en los hornos eléctricos de arco. En relación a estos componentes García (2011), define la escoria "como el balance entre los óxidos refractarios y los óxidos fundentes".

En relación a la tabla 2.8, obsérvese que la alúmina aparece en ambas clasificaciones, esto debido a que puede actuar como ácido o base en función de si el medio es básico o ácido respectivamente. No obstante la alúmina, aunque sea capaz de actuar como ácido o base, en los hornos de arco eléctrico con revestimiento de refractario básico siempre actúa como ácido (Mateos, 2010).

Como se puede notar la composición de los óxidos que constituyen a la escoria es el que permite definir el tipo de escoria a formar en los hornos eléctricos en el proceso de aceración, ya que de estos dependerá si esta será acida o básica, que para efecto de esta investigación conviene formar una escoria básica con el fin último de que no reaccione con el refractario.

Tabla 2. 8: Clasificación de los óxidos componentes de la escoria (Mateos, 2010).

Compuesto	Refractario / Fluidizantes	Tipo	Temperatura de Fusión, T _f (°C)
CaO	Refractario	Básico	2600
MgO	Refractario	Básico	2800
SiO ₂	Fluidizantes	Ácido	1720
Al ₂ O ₃	Fluidizantes	Ácido/Básico	2030
FeO	Fluidizantes	Básico	1370
MnO	Fluidizantes	Básico	1850
P ₂ O ₅	Fluidizantes	Ácido	

Ante este contexto Moreno (2005) indica que una escoria es básica, cuando contiene iones de oxígeno libres y en caso contrario se dice que es ácida. Es decir, las escorias en donde el predominio es de óxidos básicos, se

llaman escorias básicas. En caso contrario, en donde el predominio es el de los óxidos ácidos, se denominan escorias ácidas. Para una mejor compresión se estudia la basicidad de la escoria, la cual indica el tipo de escoria con que se está trabajando en el proceso.

Basicidad de la Escoria

En la actualidad la medición de la basicidad de la escoria físicamente es muy difícil. Sin embargo; en la práctica, a partir del análisis químico, se puede evaluar estas propiedades matemáticamente, existiendo muchas relaciones que no son exactas porque tienen relación con la cantidad de los diversos óxidos existentes (Moreno, 2005).

La aproximación más usada es el índice de basicidad en el cual los óxidos básicos son puestos en el numerador y los óxidos ácidos en el denominador. En consecuencia; las relaciones que se usan con más frecuencia en la práctica para determinar la basicidad de las escorias son los siguientes:

Basicidad Binaria (B₂). Este índice de la basicidad emplea relación CaO
 Sílice, y esta definida como sigue:

$$B_2 = \frac{\%CaO}{\%SiO_2}$$
 [2. 51]

 Basicidad Ternaria (B3): Cuando el índice de basicidad esta dado por la relación CaO – Sílice –Alúmina. Esta relación esta dada por la siguiente ecuación:

$$B_3 = \frac{\%CaO}{\%SiO_2 + \%AI_2O_3}$$
 [2. 52]

 Basicidad Cuaternaria (B₄). La otra relación que también es empleado para determinar la basicidad de las escorias lo representa la proporción entre Cal-Magnesio-Sílice-Alúmina, misma que se puntualiza en la ecuación [2.53].

$$B_4 = \frac{\%\text{CaO} + \%\text{MgO}}{\%\text{SiO}_2 + \%\text{Al}_2\text{O}_3}$$
 [2. 53]

En Sidor, se usan los índices de basicidad binaria (B₂) y cuaternaria (B₄), para mantener el control del proceso químico y la formación de escoria de manera más óptima posible.

Diagramas de Solubilidad Isotérmica (ISD)

Una forma de estudiar las propiedades de escoria espumosa, es relacionar el %MgO en función del %FeO a una determinada basicidad y temperatura constante; misma que se logra con la construcción de los "Diagramas de Estabilidad Isotérmicos" (ISD, de las siglas en ingles Isothermal Solubility Diagrams). Estos diagramas surgen de la combinación del sistema CaO-MgO-SiO₂-FeO y la solubilidad del MgO.

Un ejemplo de un diagrama de solubilidad isotérmico se muestra en la figura 2.17. En donde la basicidad de la escoria es B₂=1,5 y la temperatura de trabajo corresponde a 1600°C. Obsérvese en el diagrama que se distinguen cuatros zonas esenciales, que ofrecen características y/o propiedades distintas a la escoria. Por tal motivo se ha trazado tres líneas representativas que reflejan el recorrido de una escoria X, Y e Z; las cuales serán descripta más adelante.

El punto (a) en el diagrama es el punto de saturación dual con respecto a MgO (MW) y CaO (C₂S) en la superficie líquida. El área de saturación líquida (curva de saturación) inicia en el punto (a) y es definida por las líneas (a)-(b) y (a)-(c) para saturación de MgO y CaO respectivamente. Las curvas de saturación y la fase de la línea de estabilidad son generadas del sistema CaO-MgO-SiO₂-FeO y el sistema ternario. La línea punteada alrededor de la región líquida, es una línea inferida para escorias con características óptimas de viscosidad y la presencia de partículas de segunda fase (para protección de refractario).

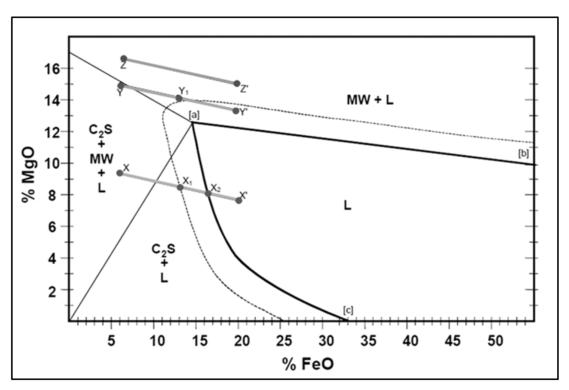


Figura 2. 15. Diagrama de Solubilidad Isotérmico para una basicidad de 1,5 y T=1600°C (donde C₂S=Ca₂SiO₄, MW=Magnesio-Wustita y L=líquido). (García; 2011).

En el diagrama se visualiza una gran área líquida. Escorias que se encuentren en esta área tendrán características de espumosidad pobres debido a ello tendrán una baja viscosidad y una ausencia de las partículas de segunda fase. La posición de la curva de líquido es muy importante ellos muestra la cantidad máxima permisible de partículas de FeO que puede ser tolerada antes de que la escoria sea totalmente líquida.

Considerando la escoria X (línea verde) en la figura 2.17 y su recorrido a medida que aumentamos la concentración de FeO. En la posición X, la escoria consiste de C₂S, MW y líquido, es probable que sea demasiado costrosa para espumar bien en estas condiciones.

Mientras el contenido de FeO en la escoria aumenta (debido a la inyección de oxígeno) la trayectoria de la escoria variara desde una composición inicia X hasta una composición final X'. A medida que la composición de la escoria se mueve de X a X₁, la fluidez de la escoria

cambia de costrosa a espumosa, y las propiedades para espumar mejoran. Sin embargo, como la composición de la escoria continua moviéndose atravesando el límite de líquido (punto X_1 a X_2), la viscosidad efectiva de la escoria disminuye y la cantidad de líquido en la escoria incrementa. El resultado es un descenso en la espumosidad; ya para el Punto X_2 , la escoria es totalmente líquida y permanecerá líquida a medida que el contenido de FeO incremente hasta el punto X_2 .

La composición inicial X está saturada de MgO pero como el contenido de FeO incrementa, la escoria pasa a estar insaturada con respecto al MgO haciéndose agresiva al refractario del arco.

Considerando la escoria Y (línea anaranjada de la figura 2.17, y su trayecto hasta la zona líquida debido al aumento de FeO, el contenido inicial de FeO en Y es idéntico al contenido de X, por lo que tendrá al igual que en X, una característica costrosa y propiedades pobres de espumosidad. A medida que el contenido de FeO incrementa y la composición de líquido sigue el trayecto de Y a Y₁, las características de espumosidad mejoran. Estas características de espumosidad de la escoria se mantiene al trasladarse desde Y₁ a Y', debido a la presencia de la segunda fase MW.

Esta segunda fase de MW en la escoria, no solo la hace totalmente compatible con el refractario (MgO saturado), sino que también mejora sus propiedades de espumosidad al ser menos sensibles al contenido de FeO.

Finalmente considerando una escoria de composición Z (línea azul en la figura 2.17), se observa que el contenido de MgO en la escoria es mucho mayor originando una escoria que tendrá propiedades de espumosidad muy pobres y permanecerá muy costrosa, por más que el contenido de FeO aumente significativamente.

Como se puede notar, los diagramas de estabilidad isotérmica, permiten determinar de manera directa el comportamiento que tendrá la escoria en el horno eléctrico de arco, ya sea en función de la compatibilidad con el

refractario como las propiedades de espumosidad durante el proceso de fusión.

Influencia de la Basicidad de la Escoria en los ISD

Anteriormente se vio como son las propiedades de las escorias en los diagramas ISD a una basicidad constantes de CaO/SiO₂=1,5%. Sin embargo al variar la basicidad de la misma se pueden obtener otros ISD, en donde las propiedades pueden variar drásticamente aun manteniendo la temperatura constante.

Siguiendo los mismos principios para el desarrollo del ISD de la figura 2.17 a una basicidad constante de 1,5 se pueden generar diagramas ISD's para otras basicidades. La figura 2.18 representa ISD's de escorias a una temperatura de 1600°C a basicidades de 2.0, 2.5 y 3.0.

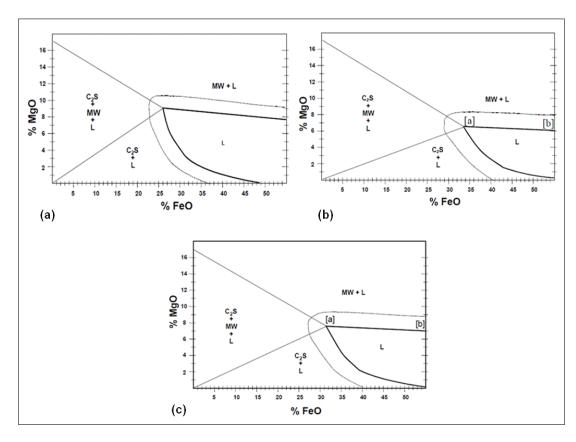


Figura 2. 16. ISD para distintas índices de basicidad binaria: (a) B2=2; (b) B2=2,5 y (c) B2=3 (García; 2011).

Las características más importantes de los ISD's son las siguientes:

- El encogimiento del área líquida a medida que la basicidad de la escoria aumenta
- Los altos niveles de FeO requeridos para alcanzar los límites de la zona líquida.
- La disminución de la solubilidad del MgO a medida que la basicidad de la escoria incrementan.

Funciones de la Escoria en los HEA Empleados para la Fabricación de Aceros

La escoria en el horno es un subproducto de los procesos de aceración; sin embargo, su presencia es indispensable para el proceso de fabricación del acero, cumpliendo las funciones siguientes:

- Actúa como aislante térmico del baño.
- Es el medio de reacción de los procesos de purificación del acero (desfosforación y desulfuración), en la interface escoria – baño de acero.
- Protege a los refractarios del calor por radiación emitido por el arco eléctrico y posibilita la aplicación de una mayor potencia. En consecuencia, minimiza los tiempos de fusión.

Para minimizar el ataque químico que los óxidos ácidos producen sobre el revestimiento de ladrillo refractario del horno, es necesario que se produzca la saturación en CaO y/o MgO. La saturación en ambos compuestos garantiza la formación de partículas de segunda fase esenciales para una adecuada espumación.

Por otro lado, también es necesario alcanzar un balance entre óxidos refractarios y óxidos fluidizantes, aunque la complejidad a la hora de alcanzar dicho balance reside en que no todos los óxidos fluidizantes contribuyen de la misma forma, y que, además, cada uno aporta diferentes efectos sobre la solubilidad de CaO y MgO en la escoria. Por ejemplo, reemplazando SiO2

con Al_2O_3 en la escoria se incrementa la solubilidad del CaO, pero disminuye la del MgO; o incrementando el contenido en FeO disminuye la solubilidad de MgO, teniendo, en cambio, un efecto muy ligero en la del CaO.

La formación de escoria se realiza para favorecer las reacciones químicas de los procesos de fusión y afino. El mayor volumen de escoria se origina durante el proceso de fusión donde se produce la fase oxidante del líquido fundido. La oxidación del hierro y otros metales presentes en la chatarra, utilizada como materia prima, produce óxidos que pasan a la escoria. Es importante destacar que las temperaturas que dan lugar dentro del horno de arco eléctrico a medida que transcurre el proceso de aceración, suelen ser mayores (1600°C), lo que es un factor a controlar, para evitar la reversión de fósforo y con este inspeccionar la viscosidad de la escoria.

Computación Inteligente

La computación inteligente es definida por Castro & Echeverría (2001), como una metodología de cálculo que tiene habilidades para adaptarse a nuevas situaciones, posee atributos de razonamiento, tales como: generalización, descubrimiento, asociación y abstracción; además, sus respuestas son predictivas o tomas de decisiones.

Herramienta que se ha venido incrementado en los últimos años, ya que, ha demostrado ser un recurso estratégico que a partir de los mecanismos de procesamiento de información de los humanos, permite resolver o generar acciones apropiadas en problemas particulares o complejos en ambientes cambiantes en el tiempo (Castro, 2001).

La necesidad de aplicar un tipo de control basado en técnicas que emulan funcionalidades inteligentes de los seres vivos es demandada por muy variados motivos. Entre otros, se pueden enunciar los siguientes (Santos 2011):

- En los umbrales del siglo XXI, la ciencia y la tecnología se enfrentan al reto de encontrar e implementar mejores y más sofisticadas soluciones en el área del control como respuesta a la siempre creciente demanda de la sociedad, de la industria y de la humanidad en general.
- El control de procesos requiere, en muchos casos, la intervención de personal humano para conseguir unos determinados objetivos de alto nivel (seguridad, calidad, producción). La automatización exige que el sistema de control pueda reemplazar al operador en esas tareas —o auxiliarle-, para lo que se precisa gran potencia en el manejo del conocimiento que se tiene del proceso y unas habilidades específicas. En este tipo de situaciones, el Control Inteligente ofrece perspectivas interesantes ya que es capaz de suministrar metodologías que permiten realizar de forma automática algunas de las tareas realizadas típicamente por los humanos.
- Por otro lado, es comúnmente aceptado el hecho de que en el control de sistemas complejos (plantas no lineales de orden elevado, con parámetros internos que varían en el tiempo, dependientes del entorno, etc.), hay requerimientos que hoy en día no pueden alcanzarse exclusivamente con la teoría del control convencional.

Esto es debido, fundamentalmente, a la presencia de la incertidumbre que envuelve a los modelos, mal definidos por falta de información, o a que la descripción analítica exacta de esos sistemas es inabordable o conlleva excesiva complejidad computacional. En muchos procesos reales, la planta es efectivamente tan compleja que es casi imposible o inapropiado describirla con modelos matemáticos convencionales de ecuaciones diferenciales o en diferencias. Incluso si fuera posible formularla con precisión, esta descripción puede hacer el subsiguiente análisis muy difícil o demasiado complejo para ser útil. No hay que olvidar que la complejidad del modelo de la planta depende tanto de la complejidad del sistema físico que representa como de las especificaciones de diseño requeridas.

El tratamiento de estos sistemas complejos o con un entorno de incertidumbre, en general no formulables en un riguroso marco matemático, ha conducido al desarrollo de los controladores inteligentes. El control inteligente, según Santos (2011):

...Es un procedimiento computacionalmente eficiente de dirigir un sistema complejo a un objetivo, con una representación incompleta o inadecuada y/o bajo unas especificaciones imprecisas de cómo hacerlo; es decir, que actúa apropiadamente en un entorno con incertidumbre, con una alta probabilidad de conseguir el éxito. (p. 2)

Es por ello, que la optimización de los hornos de arco eléctrico se ha abordado principalmente a través de modelos basados en técnicas de control de inteligencia artificial.

Técnicas Inteligentes Artificiales

La inteligencia artificial, tiene como objetivo desarrollar máquinas que puedan realizar tareas tan bien como los humanos, o incluso mejor, dándoles un comportamiento inteligente a dichas máquinas. El comportamiento inteligente involucra percepción, razonamiento, aprendizaje, comunicación y actuación, en ambientes complejos.

Así, la inteligencia artificial tiene objetivos científicos e ingenieriles, con el fin de desarrollar sistemas que puedan llevar a cabo actividades complejas como las realizadas por el humano.

Es por ello, que la computación inteligente se ha desarrollado desde dos ángulos: a partir de la implementación de aplicaciones basadas en sus paradigmas para resolver problemas particulares, o partir de la definición de modelos de los diferentes mecanismos de procesamiento de información de los humanos.

Inspirados en los mecanismos de procesamiento de información de los humanos, se podría hacer una primera clasificación de las técnicas

inteligentes artificiales usadas en computación inteligente. En este caso, se consideran solamente aspectos cognitivos y estructurales.

Siguiendo este razonamiento, dos escuelas aparecen: una basada en los trabajos de Newell y Simon en 1972, conocida como la escuela clásica de inteligencia artificial. La otra basada en los trabajos de McClelland y colaboradores en el año 1986, que siguen un esquema de procesamiento distribuido-paralelo inspirado en el comportamiento del cerebro. En la escuela clásica se afirma que la mente humana es esencialmente una máquina de procesamiento secuencial, donde la información es procesada siguiendo un esquema de producción de reglas (Castro & Echeverrí, 2001).

En la segunda escuela, se propone que el proceso inteligente consiste en un gran número de elementos de procesamiento simples, los cuales operan en paralelo y se comunican entre si (el procesamiento de la información es realizado a través de la interacción entre ellos). Estos modelos son conocidos como esquemas conexionistas.

Entre las diferentes técnicas inteligentes artificiales, se tienen las siguientes: Computación Evolutiva, Lógica Difusa y Redes Neuronales Artificiales. Siendo esta última en la que se va ha abordar con mayor detalle, por este tipo de técnica la que ha tenido mayor aplicación en el campo de la siderurgia; especialmente, en el control del proceso de fabricación de acero en hornos de arco eléctrico.

En concordancia con lo anterior, Sadeghian & Lavers (1999), indican que el éxito del uso de la técnica de la red neuronal artificial para modelar el comportamiento no lineal y variante en el tiempo del proceso de fabricación de acero en un horno de arco eléctrico, se debe, a que estos modelos infieren el resultado a partir de datos obtenidos directamente del proceso, los cuales son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, siendo totalmente distintos en contrastes con las técnicas convencionales, donde el modelo se basa en un grupo de ecuaciones matemáticas explicitas.

De modo, que con las redes neuronales artificiales, el número de supuestos simplificados se mantiene al mínimo; lo que sin duda alguna, proporciona un modelo razonablemente exacto.

Fundamentos de Redes Neuronales Artificiales

Las definiciones específicas de redes neuronales son tan variadas como los campos en que se utilizan; es decir, no existe una definición general que abarque a toda la familia de modelo. Sin embargo, Matich (2001) resume los aportes que indican varios autores extrayendo las características esenciales de una red neuronal artificial, y la conceptualiza de la siguiente forma:

Redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico. (p.8)

Las redes neuronales artificiales constituyen una rama de la inteligencia artificial por medio de la cual se busca emular el funcionamiento de las redes neuronales biológicas, en lo relativo al aprendizaje y procesamiento de información.

Por tal motivo, para entender el modelo de redes neuronales artificiales es necesario analizar el comportamiento biológico de las neuronas, tal y como se describe a continuación.

Redes Neuronales Biológicas

Santiago & Cajal (ganadores del premio Nobel en 1906), descubren la estructura neuronal del sistema nervioso, demostrando que dicho sistema está compuesto por una red de células individuales, ampliamente interconectadas entre sí.

La neurona es una célula biológica anatómica caracterizada por su incapacidad de reproducción y encargada de recibir, procesar y emitir datos provenientes de otras neuronas o estímulos externos, así como de generar

impulsos nerviosos. En su estructura (ver Fig. 2.19), se encuentran presentes diversas ramificaciones conocidas como dendritas que parten desde el núcleo de la neurona (cuerpo celular o soma) y sirven como medio de entrada de la información hacia la célula durante el proceso de comunicación.

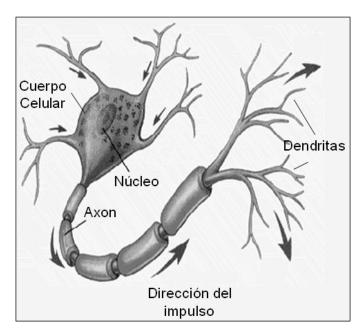


Figura 2. 17. Esquema de una neurona (Pérez, 2002).

Estos datos son conducidos al núcleo para ser almacenados produciéndose una acumulación de energía en función de la cual la neurona pasa a un estado excitatorio; si la neurona es activada, se genera una señal eléctrica que es transportada a la terminación cilíndrica ubicada al final de cada una de estas células, llamada axón.

La información ubicada en el axón de una neurona es transmitida a las dendritas de la siguiente célula, a través del proceso de sinapsis basado en la liberación de partículas denominadas neurotransmisores; esta operación oscila en el orden de los milisegundos, lo cual es relativamente lento al hacer una comparación con la velocidad de procesamiento de los computadores actuales, sin embargo la potencialidad de las redes neuronales biológicas se encuentra en su capacidad de procesamiento paralelo y distribuido de las

operaciones, lo que le permite ejecutar la mayoría de las actividades con mayor velocidad que cualquier computador digital.

Una sinapsis es una interconexión entre dos neuronas, un dibujo esquemático de ella se muestra en la figura 2.20, en ella el botón sináptico corresponde al término del axón de una neurona presináptica, y la dendrita es la correspondiente a una neurona postsináptica.

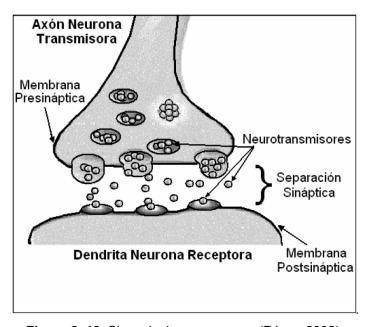


Figura 2. 18. Sinapsis de una neurona (Pérez, 2002).

Del funcionamiento biológico de la neurona, Flórez & Fernández (2008), señalan que tres conceptos son claves para emular los sistemas artificiales con el fin último de alcanzar una funcionalidad similar:

- Procesamiento paralelo, derivado de que los miles de millones de neuronas que intervienen, donde se distribuye la información presente en el sistema.
- Memoria distribuida, mientras que en un computador la información está en posiciones de memoria bien definidas, en las redes neuronales biológicas dicha información está distribuida por la sinapsis de la red, existiendo una redundancia en el almacenamiento, para evitar la pérdida de información en caso de que una sipnasis resulte dañada.

 Adaptabilidad al entorno, por medio de la información de las sinapsis. Por medio de esta adaptabilidad se puede aprender de la experiencia y es posible generalizar conceptos a partir de casos particulares.

En base a estas tres características, se construyen los modelos de redes neuronales artificiales.

Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales tratan de emular el comportamiento funcional de las redes biológicas. Para ello, se emplean modelos sencillos del comportamiento neuronal. La figura 2.21, presenta un esquema que contempla la artificialización de las partes fundamentales de la neurona biológica, que entran en juego en su interacción con toda la red, y que ya fueron descriptas anteriormente.

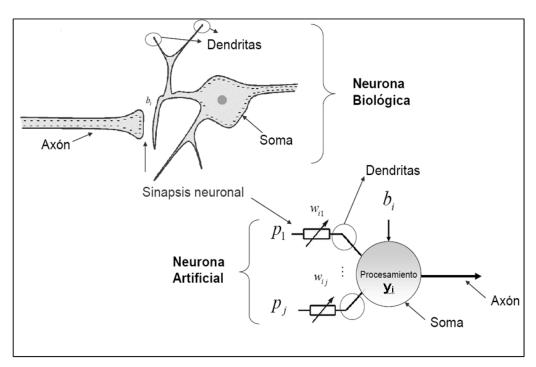


Figura 2. 19. Esquema de funcionamiento de una neurona artificial (Zambrano, 2012).

En estos modelos cada neurona recibe un valor de entrada, el cual transforma según una función específica denominada "función de activación". Dicha señal transformada pasa a ser salida de la neurona.

Las neuronas se conectan entre sí según una determinada arquitectura. Cada conexión tiene un determinado peso que pondera cada entrada a la neurona. De esta manera la entrada de cada neurona es la suma de las salidas de las neuronas conectadas a ella, multiplicadas por el peso de la respectiva conexión.

Como se muestra en la figura 2.21, la neurona de interés es representada por la variable y_i , la cual recibe una serie de entradas P_1 , P_2 ,..., P_j . Cada señal de entrada se multiplica por el peso asociado a su conexión, w_1 , w_2 ,..., w_{ij} , en las dendritas de y_j . En donde el primer índice denota a la neurona hacia donde se dirige la información y el segundo índice denota de qué neurona procede la información.

Luego, en el soma (núcleo) se suman las entradas provenientes de todas las dendritas con sus correspondientes peso sináptico. Mediante estas consideraciones, la entrada total de una neurona puede ser definida matemáticamente mediante la siguiente ecuación:

$$y_i^n = f_i^n \left[\left(\sum_{j=1}^{S^{n-1}} w_{i,j} \cdot P_j \right) + b_i \right]$$
 [2. 54]

Donde;

y_iⁿ: Es la salida de la i-ésima neurona de la n-ésima capa.

 f_{i}^{n} : Es la función de activación de la i-ésima neurona de la n-ésima capa.

sⁿ⁻¹: Es el número de neuronas de la capa previa

W_{i,j}: Es el peso de interconexión sináptico de la i-ésima neurona, asociado a la j-ésima entrada.

P_j: Es la j-ésima entrada.

b_i: Es el umbral, o tendencia de la i-ésima neurona.

Como se menciono anteriormente la neurona se activa si la entrada total supera un cierto umbral. Lo que se hace para esto es aplicar una función de activación sobre y_i^n .

Para ello, existen diversas funciones de activación, algunas de ellas se pueden detallar en el. La decisión entre una u otra dependerá de la aplicación o problema a resolver; aunque, en muchas ocasiones se selecciona por ensayo y error.

Como consecuencia de estas características, las redes neuronales artificiales operan en entornos de tiempo real y son fácilmente implementadas mediante software o hardware dentro de aplicaciones existentes, por su facilidad de entrenamiento y comprobación, lo cual las hace versátiles en un gran número de aplicaciones incluyendo el control de procesos.

Clasificación de los Esquemas Neuronales Artificiales

La disposición de los elementos de proceso en una red neuronal y la estructura de las conexiones sinápticas constituyen los parámetros fundamentales para la clasificación de diversos tipos de arquitecturas neuronales.

Según su Topología

Las neuronas están conectadas entre sí de acuerdo a una determinada arquitectura, que cuando se cuenta con grandes cantidades de neuronas, es natural ordenar aquella que tienen comportamientos similares en "capas", en donde la salida de cada neurona se propaga por igual por estas conexiones hasta las neuronas de destino, de ahí que se usen los subíndices para las neuronas.

En los modelos neuronales; según Nacell (2009), se pueden distinguir tres tipos de capas:

- 1. Capas de Entradas: También denominada sensorial, está compuesta por neuronas que reciben datos o señales procedentes del entorno.
- Capas de Salidas: Se componen de neuronas que proporcionan la respuesta de la red neuronal.
- **3. Capas Ocultas**: No tiene una conexión directa con el entorno; es decir, no se conecta a directamente a órganos sensoriales ni a efectores.

Los elementos básicos comentados anteriormente se pueden conectar entre sí para dar lugar a las diferentes estructuras de las redes neuronales que se podría clasificar de diferentes formas según el criterio usado. Así considerando el número de capas se tendrán:

- Redes Neuronales Monocapas: Compuesta por una única capa de neuronas de salida, donde se proyectan las entradas y se realizan diferentes cálculos.
- Redes Neuronales Multicapas: Es una generalización de la anterior, existiendo un conjunto de capas intermedias (capas ocultas) entre la capa de entrada y la salida.

Según el Patrón de Conexión

Teniendo en cuanta el flujo de datos o el tipo de conexión de las neuronas, las redes se clasifican en:

- Redes Neuronales Unidireccionales: En esta red la propagación de las señales se produce en un sentido solamente, no existiendo la posibilidad de realimentaciones. La salida de una neurona es la entrada de la capa siguiente; por tanto, no existen conexiones entre la salida de una capa y la entrada de la misma o de niveles previos.
- Redes Neuronales Recurrentes: Esta red viene caracterizada por la existencia de lazos de retroalimentación. Estos lazos pueden ser entre neuronas de diferentes capas, neuronas de la misma capa o, más

sencillamente, entre una misma neurona. Este hecho le proporciona al arreglo neuronal características de procesamiento dinámico en el sentido de que las salidas de la red dependen no solo de sus entradas en un instante dado, sino también de sus entradas y salidas en instantes anteriores. Así, las transformaciones de un espacio de entrada en otro de salida realizada con modelos de redes retroalimentadas son de carácter dinámico.

Silva (2009), destaca que en general, las redes recurrentes son mucho más potentes en todos los aspectos que las estáticas, dado que añaden un carácter temporal a las redes, introduciendo el concepto de memoria en estas. Es decir, las redes recurrentes son capaces de recordar instantes anteriores de tiempo y por lo tanto, resultan idóneas para el análisis de secuencias temporales, y en concreto para:

- Modelización neurobiológica
- Tareas lingüísticas
- Reconocimiento de palabras y fonemas
- Control de procesos dinámicos.

Por tal motivo, este tipo de estructura será utilizado en el presente estudio para predecir el flujo de HRD durante el proceso de metalurgia primaria en hornos eléctrico, en donde las condiciones operativas varían con el tiempo.

Topología de las Redes Recurrentes

La figura 2.22, representa una posible clasificación de los diferentes modelos neuronales recurrentes. En la dicha figura se distinguen dos grupos: Redes de Primer Orden (cuando la salida que se desea conseguir en el proceso de aprendizaje está definido y Redes de Segundo Orden (cuando no se tiene información de la salida).

A su vez las redes de primer orden pueden subdividirse en redes parcialmente recurrentes y redes recurrentes completas. Las redes parcialmente recurrentes, pueden memorizar secuencias a partir del pasado, pero no comprenden la posible estructura interna, de forma que, en la mayoría de los casos los *feeback* (la propagación es hacia atrás) están predefinidos en la propia topología.

Por esta razón se puede afirmar que son redes multicapas feed-forward (ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes); es decir, propagación hacia delante y donde se permite la presencia de feeback; es decir, pueden ir de las capas ocultas o capa de salida a la capa de contexto, capa oculta o la propia capa de las entradas. Se recuerda al lector que la capa contexto o neuronas de contexto, son las unidades que reciben las señales de propagación hacia atrás.

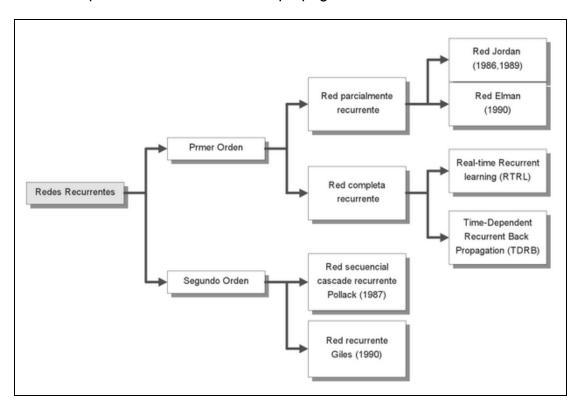


Figura 2. 20. Clasificación de las redes neuronales recurrentes (Porras & Ponte, 2013).

Las redes parcialmente recurrentes, a su vez poseen dos tipos de modelos, el modelo de red secuencial de Jordan (1986 y 1989) y la red recurrente simple de Elman (1990). Este tipo de redes poseen algunas

propiedades que las hacen especialmente adecuadas para la modelización de series temporales. Así, desde la perspectiva económica, la estructura neuronal adoptada aquí es una clase particular de modelo dinámico con variables latentes.

Respecto a las otras topologías; ósea, las redes recurrentes completas y algunas de sus posibles modelos, se tienen los modelos: RTRL (por su siglas en inglés, Real Time Recurrent Learning) y TDRB (por sus siglas en inglés, Time Dependent Recurrent Back Propagation). Estos son utilizados en aplicaciones on-line, muy habituales en el ámbito industrial.

En último lugar, están las redes recurrentes de segundo orden, que no poseen de forma explícita una salida objetivo en el proceso de aprendizaje y son utilizadas para el aprendizaje regular de lenguajes.

Como se comento anteriormente, una de las áreas con mayor número de aplicaciones es la predicción, en éste ámbito, las redes neuronales poseen ventajas de consideración; en especial, las redes neuronales recurrentes. Principalmente, no necesita realizar a priori hipótesis sobre el comportamiento del modelo. Además, generaliza aún existiendo mucho ruido en los datos utilizados. Y por último, son modelos no lineales.

Ahora bien, dentro de la familia de las redes recurrentes se disponen diversos tipos de arquitecturas. Sin embargo, en la presenten investigación, se detallará la red autorregresiva lineal con entradas exógenas (NARX, por sus siglas en inglés, Nonlinear AutoRegressive Network with Exogenous Inputs), por ser este tipo de topología de red, la que se utilizó para el desarrollo del modelo matemático para la predisposición del flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos de arcos eléctricos.

La red NARX, es una red dinámica recurrente, con conexiones de retroalimentación que encierran varias capas de la red. En donde además de retrasar las entradas, se realimenta las salidas de la red a través de un sistema dinámico. Un diagrama de esta red se muestra en la figura 2.23, donde se utiliza una red de alimentación directa de dos capas para la aproximación.

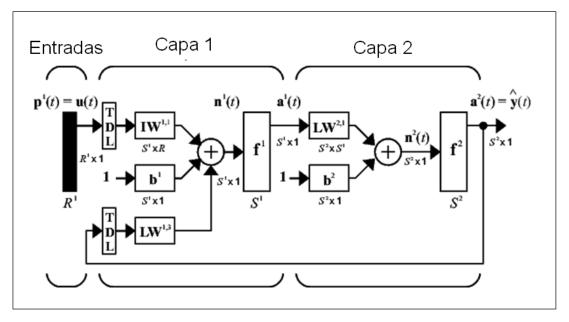


Figura 2. 21. Clasificación de las redes neuronales recurrentes (Porras & Ponte, 2013).

En teoría este tipo de redes son capaces de modelizar cualquier sistema dinámico cuya relación entre la entrada y salida se pueda expresar como sigue:

$$y_{(t)} = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u))$$
 [2. 55]

Donde,

y: Salida de la red.

u: Entradas a la red.

n_v: Número de salidas previa tomado.

n_u: Número de entradas previa tomado.

Cabe destacar que próximo valor de la señal de salida dependiente $y_{(t)}$ es retroalimentado en los valores anteriores de la señal de salida y valores precedentes de la señal de entrada independiente.

Entrenamiento de la Red

El entrenamiento de una red se lleva a cabo mediante una regla o algoritmo de aprendizaje. Este algoritmo es un procesamiento para modificar los pesos de una red y su propósito es entrenar la red para ejecutar alguna tarea. En otras palabras, los algoritmos de aprendizaje proporcionan la habilidad para aprender a capturar información, mediante el ajuste de los pesos o ponderaciones de interconexión de las neuronas que conforman la red neuronal (Castro & Echeverrí, 2001).

Algoritmos de Entrenamientos

Los algoritmos de entrenamiento pueden ser agrupados dependiendo de los fundamentos en los cuales basan su construcción a objeto de lograr el aprendizaje de la red neuronal. En general, los algoritmos de entrenamiento pueden clasificarse en cuatro tipos:

- Entrenamiento Supervisado: En este tipo de algoritmo la red neuronal cuanta con el apoyo externo de un "maestro" que informa de la corrección de la salida producida por la red de acuerdo con la salida considerada correcta.
- 2. Entrenamiento No-Supervisados: Los pesos son modificados únicamente en respuesta a las entradas de la red; es decir, no están disponibles las salidas (u objetos). La mayoría de estos algoritmos tienen como misión realizar algún tipo de agrupamiento. Éstos aprenden a categorizar los patrones de entrada en un número finito de clases.
- 3. Entrenamiento Híbrido: En este caso existen en la red los dos (2) tipos de aprendizaje básico, supervisado y no-supervisado, normalmente en distintas capas de neuronas.
- **4. Entrenamiento Reforzado:** Se sitúa a medio camino al aprendizaje supervisado y el no supervisado. como en el primero, se emplea información sobre el error cometido, pero en este caso existe un única

señal de error, que presenta un índice global del rendimiento de la red (solamente se indican lo bien o lo mal que está actuando). Como en el caso del no supervisado, no se suministra explícitamente la salida deseada.

En esta investigación utilizaremos únicamente algoritmos de entrenamiento supervisados; en especial, el algoritmo retropropagación, debido a su adecuación para resolver problemas de predicción.

Algoritmo de Entrenamiento de Retropropagación

Para el entrenamiento de redes neuronales multicapas, generalmente se emplea el algoritmo de retropropagación del error, el cual consiste en minimizar el error cuadrático medio existente entre la respuesta deseada y la salida generada por la red ante un determinado patrón de entrenamiento.

El modo de operación de este algoritmo, consiste en la inicialización aleatoria de los pesos de las conexiones para calcular la salida de la red ante la muestra de entrada y su comparación con el valor deseado; dicha relación genera un error, usado para ajustar los pesos de cada neurona ubicada en la capa de salida (Valverde, 1999).

Este error es propagado hacia las capas anteriores para ser utilizado por métodos iterativos basados en derivadas para actualizar los pesos de las capas intermedias; el proceso se detiene al obtener aquellos pesos que permitan alcanzar un error menor al deseado para todos los patrones de entrenamiento presentados a la red.

Debido al uso de todos los patrones de entrenamiento, el algoritmo debe ejecutar largos periodos de entrenamiento para lograr los parámetros óptimos lo cual constituye una desventaja del mismo; además existe la posibilidad de generar redes no deseadas en caso de encontrar mínimos locales que indiquen el final del proceso de entrenamiento cuando en realidad el objetivo aún no ha sido alcanzado.

Estos problemas suelen ser solventados aplicando métodos particulares para el ajuste de las conexiones neuronales e incrementando el número de capas ocultas de la red lo cual disminuye la posibilidad de encontrar mínimos locales.

Regla Delta Generalizada

La regla delta propuesta en el año 1960 por Bernard Widrow, es una regla de entrenamiento sencilla que propone el ajuste de los pesos sinápticos de acuerdo a la diferencia entre la salida deseada y la respuesta obtenida, mediante el uso del método de descenso por gradiente; a pesar de ser el caso más sencillo del algoritmo de retropropagación, esta regla trabaja solo con arreglos neuronales continuos de una capa, por lo cual se creó una generalización funcional para redes de varias capas y funciones de activación derivables llamada regla delta generalizada (Ríos, 2003).

El algoritmo funciona con la inicialización aleatoria de los pesos de la red neuronal para observar la salida producida ante algún patrón de entrenamiento.

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \\ b \end{bmatrix}$$
 [2. 56]

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ w_{n+1} \end{bmatrix}$$
 [2. 57]

$$Y = \Gamma(Z)$$
 [2. 58]

$$Z = W^{T}X$$
 [2. 59]

A partir del primer valor obtenido, el algoritmo comienza a iterar, tomando como función de costo a minimizar el error entre el valor producido y el

especificado en el patrón de entrenamiento; el cual viene dado por la siguiente ecuación matemática.

$$J(E_p) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n} (Y_d - Y_k)^2$$
 [2. 60]

$$J(E_{p}) = \frac{1}{2} ||(Y_{d} Y_{k})^{2}||$$
 [2. 61]

La variación en los pesos de la red neuronal se escoge proporcionalmente al valor del gradiente descendiente:

$$\Delta W_{ji} = -\alpha \frac{\partial J(E_p)}{\partial W_i}$$
 [2. 62]

En donde α , corresponde al coeficiente de aprendizaje, posteriormente se aplica la regla de la cadena para propagar un porcentaje del error a las capas anteriores y efectuar un cálculo similar que permite variar los pesos de estas capas.

CAPITULO III

MARCO METODOLÓGICO

Tipo de Investigación

De acuerdo al problema del proyecto y función de los objetivos, se precisa que el estudio se llevará a cabo mediante una investigación de dos tipos: "exploratorio" e "interactiva".

Se hace mención a un tipo de investigación del tipo exploratorio, ya que según Hernández, Fernández & Baptista (1998), este tipo de estudio "...se efectúa, normalmente, cuando el objetivo es examinar un tema o problema de investigación poco estudiado o que no ha sido abordado antes" (p.58). Lo cual, quedo más que claro con la revisión literaria detallada anteriormente, en donde se evidenció que las técnicas inteligentes empleadas en el proceso de aceración primaria con la tecnología de HEA, solo han sido aplicadas más que todo para la optimización de la energía con el control y regulación del posicionamiento de los electrodos y esto; de alguna u otra forma, representa una idea vagamente vinculada con el problema de estudio, que para efecto del presente proyecto, radica en la aplicación de técnicas inteligentes para desarrollar un modelo matemático que permita controlar de forma automática la adición de las materias primas (cal mezcla y HRD) durante el proceso de aceración primaria con la tecnología de HEA.

Por su parte, también se hace mención a un tipo de investigación interactiva; pues según Arias (2006), este tipo de investigación consiste en modificar el sistema estudiado, generando y aplicando sobre él una intervención especialmente diseñada, con el fin último de sustituir el estado actual por un estado deseado. Es precisamente este enfoque lo que se busca con el presente proyecto, ya que se intentará modificar el patrón de

adición de las materias primas (cal mezcla y HRD) durante el proceso de aceración primaria con la tecnología de HEA, aplicando sobre dicho proceso una intervención especialmente diseñada, como lo corresponde el modelo matemático basado en técnicas de control inteligente, cuyo sistema será el deseado y sustituirá el estado actual.

Diseño de la Investigación

El diseño de la presente investigación, se define haciendo énfasis en el procedimiento metodológico, ya sea desde la recolección de los primeros datos, hasta el análisis e interpretación de los mismos. Así pues, atendiendo a los objetivos delimitados, la investigación se orienta hacia la incorporación de un diseño del tipo de "campo experimental". Este tipo de diseño de investigación según Balestrini (2006), permiten manipular variables independientes (supuestas causas), en una situación controlada por el experimentador, a fin de destacar sus efectos sobre las variables dependientes (supuestos efectos) y determinar relaciones causales".

En este sentido se precisa la aplicación de un diseño de campo experimental, puesto que la recolección de datos se realizará de manera directa a través de visitas periódicas en el área de acería de planchones de Sidor, en donde mediante un muestreo de las coladas de acero, se procederá a la medición y seguimiento de data para las variables involucradas, en las condiciones actuales de operación. Para que luego; posteriormente, dichas variables independientes serán manipuladas de manera controlada en el modelo matemático que se desarrollará, con el propósito de destacar su efecto sobre la predisposición del flujo de las materias primas durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.

Población o Universo de Estudio

Balestrini (2006), sugiere que la población puede estar referida a cualquier conjunto de elementos de los cuales pretendemos indagar y conocer sus

características, o una de ellas, y para el cual serán validas las conclusiones obtenidas en la investigación.

Por cuanto, necesariamente los elementos de la población, en términos de investigación, no tienen que estar referidos única y exclusivamente a individuos (hombres y mujeres o niños); pueden ser instituciones, animales, objetos físicos, etc.

En relación a la presente investigación, las unidades que serán objeto de observación y que constituyen la población de análisis, estarán representadas por todas las coladas de acero producidas en el horno eléctrico Nro. 6 ubicado en la acería de planchones de Sidor, C.A. Considerando aquellas coladas que fueron generadas en el período comprendido entre Enero del año 2014 hasta Diciembre del año 2015.

Bajo esta referencia la población se considera "finita", ya que posee o incluye un número de medidas y observaciones definidas (Spiegel & Stephens, 2009).

Muestra del Estudio

Definido el universo de estudio de manera precisa y homogénea, a los fines de obtener una muestra estadística, lo más representativa posible, se aplicó un muestreo probabilístico del tipo aleatorio simple con reemplazamiento. Bajo esta modalidad de muestreo al azar "...cada elemento de la población tiene probabilidad igual e independiente de ser seleccionado como parte de la muestra" (Salkind, 1999, pág. 97).

Es así que este muestreo permitió seleccionar muestras de coladas de acero en el horno eléctrico Nro. 6, de manera secuencial. Esto debido a que una vez que se recolectó la data en una primera fase, no se obtuvo suficiente evidencia para tomar decisiones, y se continuó recopilando datos hasta llegar a un punto en donde se encontraba la evidencia necesaria para la toma de decisiones.

Ahora bien, para llevar a cabo el objetivo principal de la investigación, se establecieron dos módulos de simulación basados en técnicas de control inteligentes: Uno encargado de predisponer el flujo de cal mezcla y el otro de predisponer el flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, y un módulo de adquisición y seguimiento de datos.

Ambos módulos de simulación, tienen que operar simultáneamente, debido que la salida de uno, representa una variable de entrada hacia el otro módulo; es por ello, que su funcionalidad operativa en conjunto, conforman el modelo matemático del sistema de predisposición de flujos de materias primas durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico de planchones, que se desarrolló en el presente estudio, tal y como se verá más adelante. En donde, cabe destacar que en cada módulo se utilizaron muestras distintas, la misma se detalla en la tabla 3.1.

En este punto conviene señalar que la cantidad de muestra es determinante para este tipo de investigación, la cual está enfocada totalmente a un estudio estadístico inferencial. Es decir, se busca inferir el comportamiento de la población a partir de los resultados obtenidos con la muestra seleccionada. Por tal motivo surge la siguiente interrogante: ¿Cómo precisar si la cantidad de muestras de coladas de acero obtenidas en este estudio, es representativa?

En relación a la interrogante anterior Namakforoosh (2003), plantea que:

Hay varios conceptos equivocados respecto al tamaño del muestreo. Algunos dicen que el muestreo debe incluir el 2% de la población, otro que debe constar de unas 2000 miembros de la población, y otros opinan que sí el tamaño de la muestra es mayor, será más precisos los resultados. Ningunas de estas opiniones es correcta. El tamaño de la muestra se puede estimar aproximadamente, tomando en consideración el nivel de precisión o la cantidad de error que sea aceptable. (p.195)

Tal como lo menciona el autor citado, la cantidad de muestra dependerá de la precisión y del conocimiento que tenga el investigador en el tema de

investigación para decidir y establecer si las muestras obtenidas son lo suficientemente representativa para llegar a conclusiones válidas y objetivas, que permitan generalizar tales resultados a la población.

Tabla 3. 1: Cantidad de muestras empleadas en la investigación.

Módulos de Simulación	Numero de Muestras
Modelo de HRD	32
Modelo de CAL	14

Ante esta modalidad, con el acompañamiento de la Gerencia de Operaciones de Acería y en función de los resultados obtenidos, se determina que la muestra es totalmente representativa para el estudio.

Eventos o Variables

Belastrini (2006) define el término variable como un aspecto o dimensión de un objeto, o una propiedad de estos aspectos o dimensiones que adquiere distintos valores y por lo tanto varía.

Por ello la variable tiene distintos sinónimos, como cambiante o inestable, que en términos generales se consideran como todos aquellos factores que el investigador estudia (Salkind, 1999).

De esta forma, en todo experimento se debe definir la unidad experimental, como el material mínimo requerido para aplicar los tratamientos (causas) y evaluar las respuestas (los efectos), que para los propósitos de la investigación, es necesario hacer una distribución analítica entre variables independientes y variables dependientes.

Donde la variable independiente, es aquella que se manipula para examinar su impacto en una variable dependiente o resultante. Por ende, la variable dependiente indica si el tratamiento o manipulación de la variable independiente tuvo algún efecto; es decir, la variable dependiente representa los resultados de la investigación (Namakforoosh, 2003).

Sin embargo, como se comentó anteriormente, el modelo matemático que se desarrolló en el en presente proyecto, realmente constituye un sistema; es decir, cuenta con diferentes modelos matemáticos (o módulos de simulación) que interactúan entre sí. De modo que la variable de salida (variable dependiente) de un modelo en algunos casos corresponderá como variable de entrada (variable independiente) en otro modelo.

En el mismo orden de ideas, en la tabla 3.2, se identifican los tipos de variables empleadas en cada modelo de simulación.

Tabla 3. 2: Tipos de variables empleadas en los modelos de simulación (i=2, 3, ...t con i=0,1 condiciones iniciales).

Modelo de Simulación	Tipo de Variables	Variable	Iteración (i=2,3,t)	
		SiO₂ en el HRD	(i)	
		CaO en el HRD	(i)	
Modelo de Predisposición	Independiente	SiO ₂ en la CAL	(i)	
de Flujo de Cal Mezcla		SiO ₂ en la CAL (i) CaO en la CAL (i) Flujo Másico de HRD (i) Flujo Másico de CAL (i+1) Flujo Másico de Oxígeno (i), (i-1), (i-2) Flujo Másico de CAL (i), (i-1), (i-2) Flujo Másico de CAL (i), (i-1), (i-2) ITHD (i), (i-1), (i-2)		
		SiO ₂ en el HRD CaO en el HRD (i) SiO ₂ en la CAL (i) CaO en la CAL (i) Flujo Másico de HRD (i) Flujo Másico de CAL (i) Flujo Másico de Carbón Flujo Másico de CAL (i), (i-1), (i-2) Flujo Másico de HRD (i), (i-1), (i-2) Energía Activa (i), (i-1), (i-2) Energía Especifica (i), (i-1), (i-2) Peso de HRD Acumulado (ii), (i-1), (i-2)		
	Dependiente	Flujo Másico de CAL	(i+1)	
		Flujo Másico de Oxígeno	(i), (i-1), (i-2)	
		Flujo Másico de Carbón	(i), (i-1), (i-2)	
	Indonondianto	Flujo Másico de HRD	(i-1), (i-2)	
Modelo de Predisposición de Flujo de HRD	Independiente	ITHD	(i), (i-1), (i-2)	
		Energía Activa	(i), (i-1), (i-2)	
		Energía Especifica	(i), (i-1), (i-2)	
		Peso de HRD Acumulado	(i), (i-1), (i-2)	
	Dependiente	Flujo Másico de HRD	(i)	

Como se puede mostrar en la tabla 3.2, se hace una excepción con el Modelo de adquisición y flujo de datos, ya que en el mismo realmente depende de variables operativas y su función es predecir la composición química del HRD y cal mezcla (haciendo énfasis a los elementos SiO₂ y CaO), las cuales serán consideradas como variables independientes en el modelo de predisposición del flujo de cal mezcla.

Por otra parte, cabe destacar, que en dicha tabla las variables están asociadas a una iteración; esto, debido a que el proceso forma parte de un sistema dinámico y por ende las variables involucradas en el modelo desarrollado también tienen estar consideradas bajo ese mismo ambiente dinámico. Iteración que dependerá del tiempo de duración del proceso de aceración primaria en el HEA.

Así mismo, se indica que aquellas variables que tenga mas de dos iteraciones, tal es el caso de las variables independientes del modelo de predisposición de flujo de HRD, es porque dicho modelo contempla dos retardos en el tiempo. De todas maneras, esto será ampliado más adelante.

Técnicas y/o Instrumentos de Recolección de Datos

En el proceso de levantamiento de información o data requerida para el desarrollo, simulación y validación del modelo matemático, se emplearon diversas técnicas, entre las que se destacan las siguientes:

Observación Directa

Es una técnica que definida por Arias (2006), consiste en visualizar o captar mediante la vista, en forma sistemática, cualquier hecho, fenómeno o situación que se produzca en la naturaleza; en función de los objetivos preestablecidos en la investigación.

La observación fue simple y directa, realizada desde la cabina de mando correspondiente al horno eléctrico Nro. 6, en operación; ya que de esta forma, se pudo conocer la forma en que se ejecutaron la experimentación

con el modelo del sistema de predisposición de flujo, quienes lo realizaron, quienes los supervisaron, y el grado de veracidad de los datos que fueron suministrados.

Logrando con ello, establecer un diagnóstico de las condiciones actuales de operación durante el proceso de aceración primaria. Además de visualizar todas aquellas variables que se encuentran implicas en el proceso, que permitirán captar las causas que originan los problemas y explicar en detalle cada situación a la hora de las simulaciones con el modelo matemático.

Análisis Documental

Esta técnica permitió recoger información relevante a la investigación, mediante la revisión bibliográfica, notas técnicas, informes, publicaciones, documentos técnicos y trabajos de grados. Con el fin de consolidar, analizar y profundizar las ideas y/o planteamientos primordiales del presente trabajo, para dar confiabilidad a los resultados obtenidos. Esto con el firme propósito de captar sus planteamientos esenciales y aspectos lógicos de sus contenidos y propuestas, a propósito de extraer los datos bibliográficos útiles para el estudio realizado.

Entrevista Semiestructurada

Otra herramienta de gran utilidad que se empleó, fue la técnica de la entrevista. Considerada esta última, como un proceso de comunicación verbal reciproca, que según Arias (2006), "se caracteriza por su profundidad; es decir, indaga de forma amplia en gran cantidad de aspectos y detalles de una investigación".

A partir de la entrevista de preguntas y a través del dialogo directo, espontáneo y confidencial, se intentó producir una gran interacción personal, entre los sujetos investigados y el investigador en relación al problema estudiado. Para ello, se utilizó como instrumentos: cuadernos de notas.

Con la aplicación de la entrevista, se logró obtener información selectiva, relacionada con las condiciones operacionales del horno y con las variables de mayor incidencia presentes en el proceso de aceración primaria, con especial atención en los problemas mas frecuentes que surgen en la predicción del flujo de HRD y Cal mezcla. De esta manera se puede establecer una relación funcional causal "causa-efecto" entre la característica de salida y las variables de entrada.

En la misma oportunidad, se hace referencia a una entrevista semiestructurada, ya que, aun cuando existe una guía de preguntas, se pudo realizar otras no contempladas inicialmente. Esto debido a que una respuesta dió origen a una pregunta adicional o extraordinaria, aprobando, que esta técnica sea de alta flexibilidad en el diseño de investigación de este estudio.

Es elemental recalcar que esta entrevista fue ejecutada y aplicada al personal que labora en el área de acería de planchones de Sidor; focalizando la atención en la experiencia que poseen los sujetos que laboran en las unidades estudiadas, como los son: ingenieros de procesos y operadores de planta. Quienes con su conocimiento y experiencia en planta son capaces de detectar los problemas más usuales, y de esta manera, permite recoger informaciones a partir de una finalidad previamente establecida.

Procedimiento de Recolección de los Datos

La recolección de los datos se llevó a cabo mediante visitas periódicas al área que corresponde el interés de estudio; es decir, la acería de planchones de Sidor; donde, se realizó un seguimiento a las muestras de las coladas de acero producidas en el horno eléctrico Nro. 6.

Por tal motivo primeramente, se seleccionaron las coladas de acero (muestras) a emplear en los distintos modelos de simulación diseñados, tanto para su desarrollo como para su validación.

Para ello se utilizaron varios criterios de selección, entre los que se destacan los siguientes:

- Composición química del HRD: metalización entre 93 y 97%; carbono entre 2 y 2.5%; ganda entre 6.5 y 9.2%
- Patrón de la carga metálica: 100% HRD.
- Peso del charco metálico (pie líquido): Entre 40 y 60 ton.
- Tiempo de interrupción en la fabricación de la colada de acero: Menor e igual a 40 min.
- Producto de fabricación: Aceros de calidad comercial; especialmente, el TACE 1002 y 1028.

Una vez seleccionada las coladas de acero, se procedió a recolectar los datos correspondientes a las variables de estudios; que por la naturaleza propia del sistema a medir (proceso de fabricación de acero en un horno eléctrico, donde las temperaturas son superiores a los 1500°C), todas las mediciones serán realizadas a partir de los sensores y dispositivos automatizados (PHINDOWS), dispuestos en el sistema piso de planta, lo cuales tienen parametrizadas cada una de las variables de procesos con sus respectivos limites de control.

Procedimiento Metodológico

La evolución de la investigación depende en gran proporción de la metodología ejecutada para su desarrollo, cuyo procedimiento será diferente para cada uno de los objetivos específicos que aborda la investigación. Por tal motivo, en el presente proyecto se pretende detallar el procedimiento metodológico por fases y que son las siguientes:

Fase I: Establecer el diseño preliminar del modelo matemático que permite estimar el flujo cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, considerando posibles técnicas inteligentes

El sistema del modelo matemático desarrollado esta conformado por varios módulos de simulación; y los mismos tuvieron diferentes procedimientos metodológicos, tal y como se detalla a continuación:

Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de Cal Mezcla

Como se comento anteriormente, en el presente trabajo para predisponer el flujo de cal mezcla durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico Nro. 6, se utilizó el modelo desarrollado por Brito (2008) y que a modo de validación en su estimación, se procedió a realizar algunas pruebas experimentales a través de un simulador desarrollado. Dichas pruebas se llevaron a cabo en dos períodos: Turno Nro. 1 y Turno Nro. 2.

En el turno Nro. 1, un día previo a las pruebas se realizaron los siguientes pasos:

- Se recolectó una muestra especial del material (HRD y cal mezcla), según la práctica PRAMPR02004, utilizada en la empresa SIDOR.
- Se envió la muestra recolectada en el punto anterior, al laboratorio de materias primas, identificadas como muestras especiales, para su posterior análisis químico.

Cabe destacar, que los pasos descriptos anteriormente, fue necesario dado que permitió obtener un análisis químico del material más reciente a utilizar en las pruebas con el modelo que se ejecutaron en el turno Nro. 2.

Ahora bien, ya en el turno Nro. 2, una vez que se haya realizado la carga metálica y conectado el horno eléctrico, para la fabricación de aceros en estudio, se llevaron a cabo los siguientes pasos:

- Se introduce en el modelo de simulación desarrollado, la composición química del HRD y cal mezcla de las muestras recolectadas en el turno Nro. 1.
- Se ajusta el índice de basicidad binaria objetivo en el modelo según el tipo de acero a fabricar (en este caso para el TACE 1002, se ajustó en 2 ± 0,2).
- Se introduce en el modelo de simulación, el flujo de HRD establecido por el técnico de aceración (fundidor) durante el proceso de aceración primaria.
- Se presiona el botón CALCULAR, que se encuentra en el modelo de simulación, para estimar el flujo de cal mezcla.
- Se indica al técnico de aceración (fundidor) el flujo de cal mezcla estimado por el modelo, para que proceda a suministrar dicha cantidad en el proceso.
- Una vez superadas las 190 toneladas de carga total en la colada actual del experimento, se procede a medir la temperatura, la actividad de oxígeno, recolectar muestra de acero y muestra de escoria. Todo esto según la práctica PRAPPL01003. También se recolecta muestra de material HRD y Cal mezcla (según la práctica PRAMPR02004).
- Una vez finalizado la colada actual, se introduce en el modelo el número de la siguiente colada para dar inicio una nueva experimentación.

Modelo de Simulación: Adquisición y Seguimiento de Datos

Este modelo fue desarrollado con el propósito de obtener los datos de entrada (composición química tanto del HRD como de la cal mezcla) requeridos en el modelo de predisposición de flujo de cal. Esto, debido a la ausencia de una práctica de muestro rutinario de dichas materias primas a la entrada del horno; es decir, eran recolectadas en casos especiales (una vez por día y en el turno Nro. 1), cuyo dato disminuía el nivel de confiabilidad en la estimación del modelo, tal y como se verá más adelante en los resultados obtenidos descriptos en el capítulo IV.

Por lo que, fue necesario analizar los procesos aguas arribas, haciendo especial énfasis en el traslado del material; con el fin último de identificar todas las mezclas, rutas y puntos de muestreos que pueda tener el material, y de esta manera; posteriormente, asociar el dato de la química a las unidades volumétricas que viajan a lo largo del proceso hasta que estas arriban a las acerías.

Para ello se utilizó la herramienta de diagramación; es decir, se procedió a realizar diagramas de procesos de pella quemada, reducción directa hasta que el material es trasladado a la planta de acería de planchones (mejor conocida como acería 200). Diagramas que se obtuvieron a través de los siguientes pasos:

- Se realizaron recorridos por las plantas de pella quemada, reducción directa (Midrex I y Midrex II), planta de cribado hasta los silos de alimentación de los hornos de la acería de planchones.
- Se realizaron entrevistas no estructuradas con el propósito de complementar la información obtenida en los recorridos.
- Se realizó una descripción de la situación actual, considerando aspectos del proceso productivo, la maquinaria utilizada, la materia prima, la distribución de planta y la seguridad industrial.

- Se realizaron diagramas de flujos para cada uno de los procesos (pella quemada, reducción directa y traslado de material hasta los silos de alimentación de acería de planchones), apoyándose de la información adquirida en los recorridos y en las entrevistas no estructurados ejecutadas en el punto anterior.
- Se hizo un descripción narrada de los procesos logrando profundizar más el procedimiento ejecutado al material (HRD y Cal mezcla).

A través de los diagramas de procesos, se identificó los últimos puntos de muestreo del material (considerados como rutinarios; es decir, una vez por cada turno) antes de llegar a los silos de la acería de planchones. En función a ello se procede a desarrollar la lógica del desfasaje en el tiempo del flujo de material con el dato del análisis químico, mejor conocido como Modelo de adquisición y flujo de datos.

Para ello, se ejecutaron los siguientes pasos:

- Se recolectaron los datos: longitud y velocidad de todas cintas transportadoras que en conjunto permite el traslado de material ya sea hacia los silos de la acería de planchones así como desde dichos silos hacia las tolvas Nro. 15 (para el almacenamiento de la cal mezcla) y Nro. 16 (para el almacenamiento del HRD), ubicadas en la parte superior de la bóveda del horno eléctrico Nro. 6. Esto se realizó a través de los planos de diseños de las cintas transportadoras y algunas se midieron directamente en planta. Los mismos se encuentran tabulados en el ANEXO D (p. 205).
- Con los datos recolectados en el punto anterior, se procedió a calcular los tiempos de traslado del material (T_{tr}) en las cintas transportadoras, por medio de la siguiente ecuación:

$$T_{tr} = \frac{L_c}{V_c}$$
 [3. 1]

Donde, L_C , es la longitud de la cinta transportadora (expresada en metros, m) y V_C , es la velocidad de la cinta transportadora (expresada en metros por segundos, m/s). En el caso de que requiera calcular el tiempo de traslado de un material que ha pasado por un conjunto de cinta transportadora y que mantienen una misma velocidad (que es lo usual); simplemente, se suman las longitudes de todas las cintas y se aplica la ecuación 2.9; en caso contrario, que las velocidades de las cintas sean diferentes, pues ni modo, hay que realizar el cálculo por separado en cada una de las cintas, y luego posteriormente sumar los tiempos obtenidos.

- Luego, se establecieron las variables operativas a emplear en el Modelo de adquisición y flujo de datos.
- Se establecieron las lógicas en modelo de simulación, dependiendo del modo operativo de traslado del material.
- Se emplearon técnicas de programación para programar, valga la redundancia, la lógica del Modelo de adquisición y flujo de datos.

Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de HRD

Como ya se había comentado anteriormente, la optimización de los hornos de arco eléctrico se ha abordado principalmente a través de modelos basados en técnicas de control inteligentes; siendo la técnica de red neuronal artificial (ANN, por sus siglas en inglés) la que ha tenido mayor aplicación en este campo.

En concordancia con lo anterior, Sadeghian & Lavers (1999), indican que el éxito del uso de la técnica de la red neuronal artificial para modelar el comportamiento no lineal y variante en el tiempo del proceso de fabricación de acero en un horno de arco eléctrico, se debe, a que estos modelos infieren el resultado a partir de datos obtenidos directamente del proceso, los cuales son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, siendo

totalmente distintos en contrastes con las técnicas convencionales, donde el modelo se basa en un grupo de ecuaciones matemáticas explicitas. De modo, que con las redes neuronales artificiales, el número de supuestos simplificados se mantiene al mínimo; lo que sin duda alguna, proporciona un modelo razonablemente exacto.

Por tal motivo, este tipo de estructura será utilizado en el presente estudio para predecir el flujo de HRD durante el proceso de metalurgia primaria en el horno eléctrico Nro. 6. Para ello se realizaron los siguientes pasos:

- Se seleccionó el patrón de datos para el entrenamiento de la red neuronal artificial; cuyos datos contenían todas las variables requeridas en el modelo matemático; es decir, tanto las variables dependientes como las variables independientes (detallas en la tabla 3.2) y que además, sus valores pertenece a una colada de acero que se fabricó con el más alto nivel de eficiencia (que para efecto de este estudio corresponde al nivel Nro. 5). El significado de dicho código será especificado con mayor detalle más adelante en la sección de codificación.
- Con los datos seleccionados, se procedió a realizar el entrenamiento de la red. Entrenamiento que depende de la selección de la arquitectura o topología de la red neuronal y que como actualmente no existe una forma determinada que permite establecer tal diseño en sistemas dinámico, la misma se obtuvo a través de ensayo y error, siguiendo los siguientes eventos:
 - a. Se predefinió una arquitectura de la red neuronal empleada en sistemas dinámicos. En este caso, la arquitectura adoptada para la simulación, es del tipo NARX en conexión serie-paralelo, cuya salida de la red será retroalimentada con retardo como entrada a la primera capa de neuronas que integra la red neuronal.

- b. Se realizó el algoritmo de aprendizaje de la red (principio de Levenberg Marquardt), haciendo uso de la herramienta MATLAB, que es un software especificado para trabajar con este tipo de técnicas de control inteligentes.
- c. Luego se especificó los valores iníciales (número de capas de la red, número de neuronas y funciones de activación entre las capas) y los valores paramétricos de aprendizaje (Goal, Epochs, Lr y Mínimo Gradiente).
- d. Se realizó la corrida del modelo en MATLAB.
- e. Se midió el error de aprendizaje y el error de generalización, con el fin último de ir ajustando en la medida que se alcance los objetivos y de esta manera se estableció la arquitectura de la red deseada en el modelo matemático.
- **f.** Finalmente, se procedió a extraer el modelo matemático obtenido con el entrenamiento de la red neuronal.

Fase II: Efectuar pruebas fuera de línea (off-line) para la validación y ajuste del modelo matemático preliminar establecido.

La validación se realizó mediante una base de datos históricos, tomando como variable de referencia el consumo de HRD y consumo de cal mezcla total el finalizar la etapa fusión. De modo, que los resultados obtenidos mediante las simulaciones de validación, son considerados como estimaciones.

Es decir, se estima que a través de las simulaciones con el modelo del sistema de predisposición de flujo, se obtiene la misma cantidad de carga total acumulada que la colada real al finalizar la etapa fusión del proceso de aceración, pero en un tiempo menor, considerando un patrón eficiente del flujo de HRD y de cal mezcla, de tal manera que garantice las especificaciones técnicas de eficiencia con las cuales fueron diseñadas. Para ello se realizaron los siguientes pasos:

- a. Se programaron los modelos de simulación
- b. Se recolectaron de la base de datos históricos, los datos requeridos en los modelos de simulación para su operación. Dichos datos; evidentemente, correspondieron para aquellas coladas que se fabricaron con diferentes niveles de eficiencia en el patrón del flujo de HRD empleado durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria. De modo, que los datos fueron distintos, pero a su vez cumplieron con las condiciones establecidas en el entrenamiento de la red. Además, disponían de la composición química de la materias primas (Cal mezcla y HRD), los cuales son esenciales para la puesta en marcha del modelo de predisposición de flujo de cal mezcla. Por ende, no se pudo validar el Modelo de adquisición y flujo de datos.
- c. Con los datos recolectados, se realizaron las simulaciones en los modelos matemáticos desarrollados.
- d. Luego mediante gráficos de control se graficó la respuesta estimada con los modelos de simulación y se comparó con el dato real. De esta manera se pudo analizar el error ante nuevos casos.

Fase III: Determinar posibles mejoras o impacto sobre los costos de producción de acero a partir del modelo matemático propuesto.

En esta fase, en función a las aproximaciones obtenidas con el modelo matemático propuesto, se procedió determinar las posibles mejoras o impacto ya sea en el costo de fabricación de acero y productividad del proceso.

Cálculo de Costo con el Ahorro del consumo de Cal

Para este cálculo se aplica la siguiente ecuación:

$$Costo = C_{CAL} * P_{CAL}$$
 [3. 2]

Siendo;

Costo: Costo de consumo de cal (Bs/Ton)

C_{CAL}: Consumo de cal (Kg/Ton)

P_{CAL}: Precio de Cal (Bs/Kg)

El consumo de cal, se obtiene a través de las simulaciones realizadas con el modelo propuesto; mientras que el precio de cal, fue tomado de último Informe Básico de Costo (IBC) en el presente año, y que para efectos de este análisis es 201,7 Bs/Kg.

Cálculo de Costo de Productividad

Por su parte, la productividad del proceso fue calculada mediante la siguiente ecuación:

Productividad =
$$\frac{P_{Acero}}{T_{Eabricacion}}$$
 [3. 3]

Donde:

P_{Acero}: Peso del acero (Ton)

T_{Fabricacion}: Tiempo de fabricación del acero (h)

El peso del acero, fue determinado con la **ecuación 3.4**, que dependen del número de coladas fabricadas; que para efectos de este análisis, se utilizó las coladas fabricadas en el período comprendido entere enero 2014 hasta diciembre 2015.

$$P_{Acero} = P_{Colada} * N_{Colada}$$
 [3. 4]

Siendo,

P_{Colada}: Peso del acero por colada (Ton)

N_{Colada}: Número de coladas fabricadas

Procesamiento de la Información

El procesamiento de la información está referido a como se realizó la clasificación de los datos en la investigación en desarrollo, con respecto a cada una de las variables en estudio (Belastrini, 2006).

Este proceso de clasificación estuvo conformado por una serie de pasos preliminares antes de proceder al análisis de la data e involucró dos (2) niveles de operaciones, estas son:

Codificación de los Datos

Para el análisis y desarrollo de los modelos matemáticos, se realizaron algunas codificaciones a los datos recolectados para su fácil comprensión, entre las que se destacan las siguientes:

Código del Patrón de Carga Metálica

Se generó un código para identificar el tipo de patrón de carga metálica empleada en las coladas de acero. Dicho código es el resultado del concatenado de tres códigos generados al rango porcentual (ver tabla 3.3) que conforman la carga metálica del horno, que para este caso corresponde al HRD, chatarra y acero regresado, respectivamente.

Tabla 3. 3: Código para identificar el rango porcentual de cada una de la carga metálica

Código		al (%) para el HRD, ero regresado
o o a.igo	Mínimo	Máximo
0	0	10
1	10	20
2	20	40
3	40	60
4	60 80	
5	80	100

Así, pues, a través de esta codificación se pudo filtrar de la data de la data, todas aquellas coladas que emplearon un patrón de carga metálica 100% HRD (el cual correspondía al código 500).

Código del Patrón Químico del HRD

Este código también es el resultado del concatenado de tres códigos, pero que son generados para identificar el rango porcentual (ver tabla 3.4) de los elementos químicos más influyente en el HRD a la hora de predisponer su flujo durante el proceso de fabricación de acero en el HEA, y que son: Metalización, Carbono y Ganga.

Tabla 3. 4: Código para identificar el rango porcentual del patrón químico del HRD.

Elemente Ouímico	Cádina	Rango Porcentual (%)		
Elemento Químico	Código	Mínimo	Máximo	
Metalización	1	89	93	
	2	93	97	
Carbono	1	1,5	2	
	2	2	2,5	
	3	2,5	3	
Ganga	1	6,5	9,2	
	2	9,2	12	

Este código permitió filtrar de la data recolectada, un patrón químico del HRD similar que fue empleado para la fabricación de colada de acero de calidad comercial y además que tuvieron un patrón de carga metálica 100% HRD. En este caso el código de mayor frecuencia fue el 221; es decir, una metalización entre 93 y 97%; contenido de carbono entre 2 y 2,5%; y el contenido de ganga se mantuvo entre 6,5 y 9,2%.

Código del Patrón del Flujo de HRD

Para identificar el patrón del flujo de HRD empleadas en las coladas aceros, se genero un código, que esta en función de aquellas variables que

permiten medir la eficiencia del proceso. En este caso corresponde a la calidad del acero (considerando el %P y %C disuelto en el acero), temperatura del acero, indicador ITHD, consumo de energía especifica y carga total acumulada.

A su vez, estas variables se codificaron dependiendo de su valor obtenido al finalizar la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, tal y como se detallan en la tabla 3.5 y tabla 3.6.

Código	Especificación del P (%)		Especific C (
	Dentro	Fuera	Dentro	Fuera
1		Х		х
2		Х	х	
3	х			х
4	х		х	

Las especificación del %P y %C disuelto en el acero están definidas dependiendo del tipo de acero a fabricar. En el caso de los aceros de calidad comercial empleados en el estudio se muestran en la tabla 3.6.

En el mismo orden de ideas, para determinar el patrón más eficiente del flujo de HRD, se procedió a establecer una puntuación a dicho patrón, asociando un coeficiente que multiplica a los códigos de las variables eficientes. Este coeficiente iría disminuyendo dependiendo del nivel de importancia en dichas variables; en términos matemáticos, puede ser expresado a través de la ecuación 3.4.

Puntuacion =
$$5(Cod_{Calidad}) + 4(Cod_{Temp}) + 3(Cod_{ITHD}) + 2(Cod_{Ener} Esp) + Cod_{Carga} Total$$
 [3. 5]

A través, de la puntuación obtenida con la ecuación 3.1, para cada uno de los patrones del flujo de HRD, se codifico su nivel eficiente, tal y como muestra en la tabla 3.8.

Tabla 3. 6: Código para identificar el valor de las variables eficiente (ITHD, carga total, temperatura y energía especifica).

Variables Eficientes	Código	Rango de los Valores		
variables Elicientes	Codigo	Mínimo	Máximo	
	1	2,0	5,0	
ITHD (%)	2	1,5	2,0	
	3	0	1,5	
	1	150	200	
	1	260	300	
Carga Total (Ton)	2	200	210	
	2	250	260	
	3	210	250	
	1	1450	1520	
	1	1600	1680	
Temperatura (°C)	2	1520	1540	
	2	1580	1600	
	3	1535	1580	
	1	480	530	
Energía Especifica (Kwh/Ton)	2	530	580	
, ,	3	580	630	

Tabla 3. 7: Especificaciones del %P y %C disuelto en el acero según el tace a fabricar (calidad comercial).

TACE	Norma	Especificación del P (%)		Especificación del C (%)	
IACE	Noma	Min	Max	Min	Max
1028	ASTM A 1018		0,01		0,04
1002	ASTM A 1018		0,012		0,04

Tabla 3. 8: Código para identificar el nivel de eficiencia del patrón del flujo de HRD.

Nivel de Eficiencia	Código	Puntuación	
Wiver de Liiciencia	Codigo	Mínimo	Máximo
Muy Buena (MB)	5	36	40
Buena (B)	4	33	35
Regular (R)	3	27	32
Mala (M)	2	22	26
Muy Mala (MM)	1	16	21

Por otra parte, se indica al lector que se procedió a realizar una codificación a otros datos recolectados, pero que en comparación a las codificaciones descriptas anteriormente, estas no obedecen a un criterio en específico, simplemente, se hizo para su fácil procesamiento. Los mismos se detallan en la tabla 3.9.

Tabla 3. 9: Código adicionales.

Nombre de los Datos	Dimensión	Código
	Inicio	1
Etapas del Proceso de Aceración	Fusión	2
	Final	3
	Α	1
Cuadrilla da las Operadores	В	2
Cuadrilla de los Operadores	С	3
	D	4
	А	1
Olala dal Occabantos	В	2
Ciclo del Cucharón	С	3
	D	4
Tino do Datos	Real	1
Tipo de Datos	Predicho	2
Estado del Proceso	Operativa	1
Estado del Fioceso	Interrupción	2

Tabulación de los Datos

En este punto, a manera de ordenar toda la data recolectada en el estudio, se procedió a elaborar una base de datos considerando su respectiva codificación, que para efecto de esta tesis no se hará mayor énfasis en describir el detalle de los tipos de datos.

Cabe destacar que a través de a base de datos, se pudo extraer todos los datos, que se correlacionan entre sí con las variables en estudio, de una manera concisa y eficaz.

El segundo paso que se realizó fue establecer una clasificación en categoría de acuerdo a la forma en que se recolectaron los datos en la base de datos. De esta manera se tendrán tres categorías fundamentales, como se destacan a continuación:

- Datos del perfil de las coladas de acero.
- Datos de consumos.
- Datos Químicos.

A su vez y para mayor precisión las categorías antes mencionadas se dividieron en sub-categorías, para los cuales se agruparon las variables de estudios que representan características de una u otra forma similares.

Esto permitió una mejor versatilidad de comprensión y ordenamiento de los datos para su posterior análisis. En la tabla 3.10, se detalla un cuadro, en el cual se distingue la clasificación efectuada para la masa de data recolectada en la investigación.

Por otra parte, a fin de presentar la información que se recolectará en la investigación propuesta ya codificada y clasificada, se introducirán, cuando se considere pertinente, algunas técnicas gráficas para la presentación de los datos.

 Tabla 3. 10: Categorización de los datos recolectados en la investigación.

Categoría	Sub-Categoría	Datos
		Nro. Colada
		Fecha
	Registro de la Colada	Tipo Acero
		Turno
		Cuadrilla
Perfil de la Colada		Inicio de Colada
Perili de la Colada		Fin de Colada
	Registro del Tiempo	Tiempo On
		Tiempo Off
		Tiempo Interrupción
	Pagiatra dal Data	Tipo de Datos
	Registro del Dato	Etapa del Proceso
		HRD
		Carbón
	Consumo de Materias Primas	Oxígeno
		Cal
		Carga Total
Datos de Consumo		Energía Activa
		Energía Específica
	Consumo Energéticos	Potencia Activa
		ITHD
		Temperatura
		Metalización
	Química del HRD	Carbono
		Ganga
	Outmine Cal	SiO2
	Química Cal	CaO
Datas Orificias		Р
Datos Químicos	Química del Acero	С
		Ppm O ₂
		SiO ₂
	Outmins de la Essada	CaO
	Química de la Escoria	B ₂
		FeO

Estas técnicas gráficas, están relacionadas, con cuadros estadísticos o ilustraciones, como lo representan graficas de cajas y bigotes, diagramas circulares, gráficas de dispersión, polígonos de frecuencia (histogramas), gráficas de Pareto, entre otros; que permiten ilustrar los hechos estudiados, atendiendo a las características de los mismos y al conjunto de variables que se analizaron.

Conviene señalar que tanto la elaboración de las técnicas gráficas como la tabulación que se incorporaron en la presentación de los datos dentro de la investigación, se efectuó de manera mecánica, a partir del uso de la computadora.

Al utilizar la computadora como instrumento básico de esta investigación empírica, se empleó como herramienta fundamental, la aplicación profesional integrada de alguno de los programas más avanzados, que ofrezca mayores posibilidades en cuanto al diseño y presentación de la técnica gráfica seleccionada para representar estos resultados (Belastrini, 2002).

En tal medida, para la elaboración de los distintos modelos de simulación diseñados en la investigación, basados en técnicas de control inteligentes (redes neuronales); se hizo empleo de paquetes estadísticos, entre los que destacan el software Statgraphics Centurión, y el software MATLAB, debido a la gran aplicación que presentan en el área industrial, en este caso en procesos de ingeniería, para los diversos análisis estadísticos, siendo registrados en forma segura los datos recolectados durante la experimentación y/o simulación.

Análisis Estadísticos de los Datos

El propósito del análisis según Selltiz, *et. al.* (Extraído de Balestrini, 2006): "es resumir las observaciones llevadas a cabo de forma tal, que proporcionen respuestas a las interrogantes de la investigación".

Razón por la cual, en esta sección se presentan de manera general, las principales técnicas estadísticas aplicadas a la información cuantitativa recolectada.

Esto, dado que la introducción de la estadística en la investigación, se constituye en una importante herramienta para el análisis e interpretación de los datos. Tal y como lo plantea Spiegel & Stephens (2009), en establecer que:

La estadística se ocupa de los métodos científicos que se utilizan para recolectar, organizar, resumir, presentar y analizar datos así como para obtener conclusiones válidas y tomar decisiones razonables con base en este análisis.(p. 23)

Ante este argumento la presente investigación, referido al desarrollo de un modelo matemático que basado en técnicas de control inteligente, permita la predisposición automática del flujo de HRD y cal mezcla durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico; se introdujeron algunos métodos estadísticos, derivados de la estadística descriptiva e inferencial.

A través de la "estadística descriptiva", se pretenden resumir y comparar las observaciones que se han evidenciado en relación a las variables estudiadas; y al mismo tiempo describir y analizar la interacción que pueda existir entre algunas de ellas, desde la perspectiva de las interrogantes planteadas en este estudio.

Pero debido a que la estadística descriptiva sirve para detallar las características de una muestra sin sacar ninguna conclusión acerca de un grupo más grande, es necesario hacer uso de la "estadística inferencial", la cual servirá para inferir, valga la redundancia, el comportamiento de la población, en base a los resultados obtenidos con las muestras tratadas en la investigación. Para ello se emplea el lenguaje de la probabilidad, en los que se usan los principios de las decisiones estadísticas. A estas suposiciones, que pueden ser o no ciertas, se les llama hipótesis

estadísticas; mismas que son por lo general afirmaciones acerca de las distribuciones de probabilidad de la población.

Es así, que la interpretación de resultados se llevó a cabo una vez que los datos recaudados fueron procesados y sometidos al mecanismo de una prueba de hipótesis.

Todo esto, como se ha indicado, con el propósito de que el sistema operacional que se construyó, tomando en cuenta para cada variable, su definición operacional, las dimensiones, los indicadores e ítems de la misma, posean un alto grado de significación, y puedan expresar la relación más probable con el sistema teórico que orienta el sentido de la investigación, a fin de que pueda concretarse la probabilidad más alta esperada.

CAPITULO IV

RESULTADOS

Determinar las variables principales que influyen sobre el flujo de Cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos a través de un análisis multivariado

La fase de experimentación inició con la formulación y ejecución de un diagnóstico técnico sobre las variables que influyen en la predisposición del flujo de cal mezcla y el flujo de HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos a través de un análisis multivariado por separado en cada modelo de simulación, tal y como se detalla a continuación.

Indicando a lector, que el presente estudio esta contemplado dentro de un proyecto de inversión llevado a cabo en la empresa, cuyo objetivo final es la implementación en línea del modelo propuesto para el control del proceso. Es por ello, que las variables independientes a determinar en los modelos de simulación, tienen que estar disponible en tiempo real.

Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de Cal Mezcla

El modelo de predisposición de cal mezcla que se empleó fue justificado y desarrollado por Brito (2008). Este modelo tiene como objetivo estimar el flujo de cal para mantener el índice de basicidad binaria de la escoria en un rango estrecho durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico independientemente de la composición química que posea tanto el HRD como la cal.

Luego en este trabajo, se realizó una experimentación con el fin último de establecer un rango de operación del índice de basicidad binaria de la escoria a fijar en el modelo, que a su vez depende de las condiciones operativas del proceso y del tipo de acero a fabricar en el horno eléctrico.

El rango de operación del índice de basicidad binaria de la escoria, debe cumplir con dos requisitos principales: protección del material refractario y beneficiar la remoción de fósforo en el acero líquido.

Con respecto a la protección del material refractario, se debe tener en cuenta que la misma se logra, siempre y cuando se minimice un desgaste acelerado causado por el ataque químico de los óxidos ácidos y por la radiación del arco eléctrico.

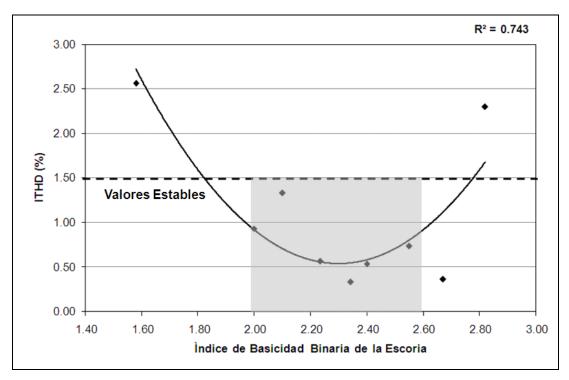
Así pues, para asegurar que el material refractario minimice el ataque químico, la escoria a formar durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico tiene que poseer características básicas, que según Moreno (2005), se consigue apuntando a un índice de la basicidad binaria de la escoria mayor e igual a 1.

Para minimizar el desgaste del material refractario por causa de la radiación del arco eléctrico, es necesario formar una adecuada escoria espumosa, para cubrir el arco eléctrico generado por los electrodos. Al considerar el indicador ITHD como variable de referencia para medir la espumosidad de la escoria, se encontró que las mejores condiciones de formación de escoria espumosa que mantuvieron valores de ITHD dentro de rango de estabilidad (menores a 1,5%) establecido por García (2011), se obtuvieron en coladas de acero cuyo proceso de fabricación mantuvieron un índice de basicidad binaria de la escoria entre 2 y 2,6; tal y como se muestra en la gráfica 4.1.

Esto se explica, dado que en procesos reales de fabricación de acero, la espumosidad de la escoria se logra con la generación de grandes volúmenes de burbujas de monóxido de carbono (CO), productos de reacciones químicas que compiten simultáneamente. Estas burbujas se desprenden del líquido y al atravesar la escoria, producen su espumado.

Sin embargo, según Morales, López, Camacho & Romero (1995), asegura que la generación de grandes volúmenes de burbujas de CO solo representa

una condición necesaria pero no suficiente para lograr la formación de una escoria espumosa estable, pues también debe cumplirse una segunda condición que consiste en mantener buenas propiedades físicas en la escoria, como alta viscosidad superficial, baja densidad y baja tensión superficial.



Gráfica 4. 1: Relación de índice de basicidad binaria de la escoria con el indicador ITHD.

Propiedades que de alguna u otra forma se logra incrementando el índice de basicidad binaria de la escoria y disminuyendo la temperatura; pues, disminuye el límite de saturación de los óxidos básicos en la escoria como los son: CaO y MgO (García, 2002).

Cabe destacar, que la saturación en ambos compuestos, garantiza a su vez, la formación de precipitados de segunda fase sólidas, como los son Ca₂SiO₄ y magnesita-wustita, que son esenciales para una adecuada espumación de la escoria. Bajo este contexto, Alameddin, Bowman, Paege & Stafford (2009), indican que la estabilidad de la escoria espumosa lograda con los precipitados de segunda fase sólidas, se deben a que los mismos

tienen una tensión superficial menor que la matriz de escoria insaturada, actuando como núcleos mejorando así la adsorción y retención de burbujas de CO generadas.

En la figura 4.1, también se puede notar que un aumento excesivo de las partículas sólidas (con el incremento de del índice de basicidad binaria), genera una disminución en el espumamiento de la escoria, en donde las paredes refractarias del horno quedarían totalmente expuestas a la radiación del arco eléctrico generado por los electrodos. Este comportamiento según Mateos (2010), es debido a dos condiciones: una alta basicidad de la escoria y bajo intervalo de solidificación de las partículas suspendidas.

Ambas condiciones se satisfacen mutuamente pues al aumentar la basicidad de la escoria, disminuye la fluidez de la misma, que traduce en dificultad de movimiento de las partículas. Por su parte, si el intervalo de solidificación de estas partículas es bajo, estas se mantienen menos tiempo en estado semilíquido, por lo que solidifican con facilidad.

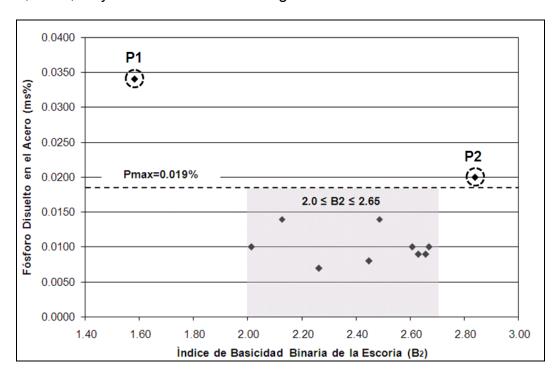
Esto conlleva a un aumento de partículas solidificadas en la superficie del baño, y finalmente un aumento de la viscosidad, lo que tiende a producir una escoria sólida con pocos beneficios metalúrgicos y poca o ninguna protección al refractario. Bien lo plantea Pretorius & Carlisle (citado por García, 2011), en señalar que:

Una escoria parcialmente líquida esta conformada por una fracción liquida y una fracción sólida. Mientras mayor sea la fracción sólida la fluidez de la escoria disminuye y cambia de "cremosa" a "espumosa", y eventualmente a "costrosa" o sólida. (p.28)

Por el contrario, la adición de muy poco oxido refractario; es decir, valores bajos del índice de basicidad binaria de la escoria, produciría una escoria muy fluida con poco beneficios metalúrgicos y altamente agresiva para el refractario.

De modo, que manteniendo un índice de basicidad binaria en un rango comprendido entre 2 y 2,6 durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, según el análisis anterior resulta la mejor opción para minimizar el desgate prematuro del material refractario.

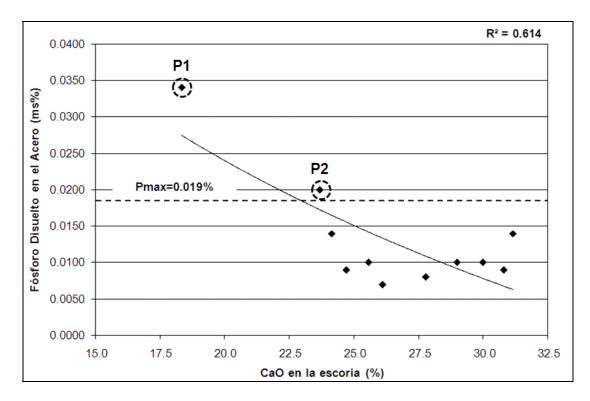
No obstante, esto no resulta ser su único beneficio, pues de forma similar, también se encontró que a través de dicho rango de operación del índice de basicidad, se garantiza una disolución del P en el acero dentro de las especificaciones de calidad del producto, que para el tipo de acero en estudio (calidad comercial), el porcentaje en masa del P máximo permitido es 0,019%; tal y como se observa en la gráfica 4.2.



Gráfica 4. 2: Relación entre el índice de basicidad binaria de la escoria y el P disuelto en el acero.

Como es de esperarse, a mayores índices de la basicidad de la escoria menor será la disolución del P en el acero líquido, ya que se aumenta el contenido de CaO en la escoria, que reacciona químicamente con el pentóxido de fósforo (P_2O_5 , producto de la oxidación del fósforo), para formar fosfatos estables que permanecen en la escoria. Para una mayor

apreciación véase la gráfica 4.3, donde claramente se muestra el efecto que tiene el contenido de CaO de la escoria en el P disuelto en el acero, descrito anteriormente.



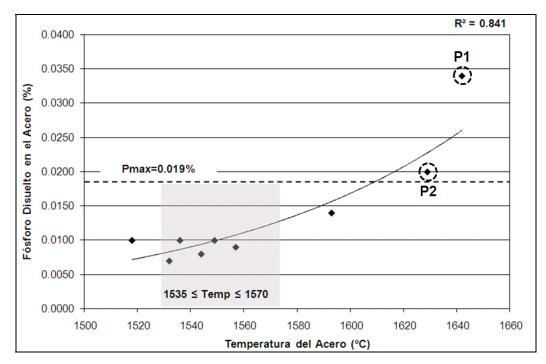
Gráfica 4. 3: Relación entre el contenido de CaO en la escoria y el P disuelto en el acero.

Tanto en la gráfica 4.2 como la gráfica 4.3, se identificaron dos puntos (P1 y P2), los cuales se encontraron por encima de la especificación máxima permitida del P disuelto en el acero. Siendo el punto P2, el que más ruido hace dentro del análisis, pues para dicho punto el índice de basicidad de la escoria fue mayor en comparación al resto de los datos y además el contenido de CaO en la escoria estuvo muy similar en aquellos puntos donde el P disuelto en el acero se encontró dentro de la especificación.

Al analizar en detalle las condiciones termodinámicas por las cuales se obtuvieron los puntos P1 y P2, se encontró que en ambos casos la temperatura en el acero fue relativamente superior en comparación con el resto de los datos, tal y como se detalla en la gráfica 4.4, en donde a medida

que se aumenta la temperatura del acero mayor será la disolución del P en el mismo.

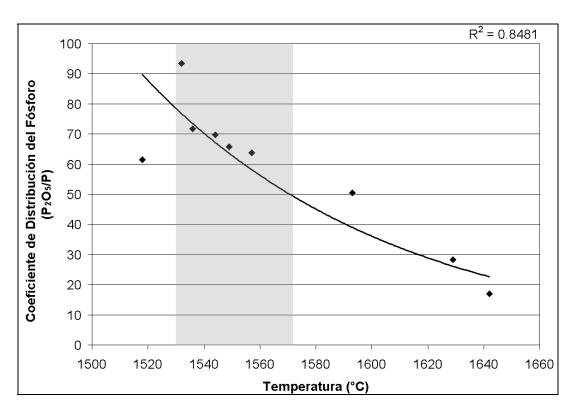
Esto se debe ya que a medida que aumenta la temperatura, la energía libre de Gibbs de la reacción de desfosforación aumenta (ver ecuación 2.47), en magnitud positiva por lo que el fosfato de cal tiende a ser menos estable, permitiendo así, la liberación del pentóxido de fósforo (P_2O_5) de la escoria. En este sentido, si ocurre la liberación del P_2O_5 , este puede ser reducido por el carbono y/o el hierro disueltos en el acero líquido.



Gráfica 4. 4: Efecto de la temperatura en la disolución del P en el acero.

Es por este motivo, que el punto P2, se obtuvo un P disuelto en el acero fuera de especificación a pesar de haber mantenido un índice de basicidad binaria de la escoria dentro del rango de estabilidad. Este efecto también ocurre con el punto P1, solo que este tiende a ser mucho mas significativo; pues a parte de poseer una alta temperatura (1642°C), el índice de basicidad binaria de la escoria se mantuvo relativamente bajo (1,58) y el contenido de CaO en la escoria fue de 18,38%; condiciones termodinámicas que no son las mas óptimas para beneficiar la desfosforación del acero.

Por el contrario, la mejor opción para beneficiar la desfosforación del acero es mantener una basicidad binaria entre 2 y 2,60 y además mantener la temperatura del acero en un rango comprendido entre 1530 y 1570 °C. Bajo estas condiciones fue que se obtuvo un elevado coeficiente de distribución del fósforo entre la escoria y el acero, dentro de las especificaciones del producto, tal y como se aprecia tanto en al gráfica 4.4 como en la gráfica 4.5.



Gráfica 4. 5: Efecto de la temperatura en el coeficiente de distribución del fósforo entre la escoria y el acero.

En resumen, la fluidez de la escoria debe ser, por un lado, alta para poder captar las impurezas del baño, pero por otro, no muy elevada para minimizar el ataque a los refractarios del horno. En este sentido, para efectos de este estudio, orientado a los aceros de calidad comercial, es conveniente que durante su proceso de fabricación en el horno eléctrico, especialmente, en la etapa fusión, se mantenga una temperatura del acero en un rango 1530 y 1570 °C y el índice de basicidad binaria de la escoria en rango comprendido

entre 2 y 2,6. Esto, ya que como se analizó anteriormente, a través de dicho rango se garantiza los requisitos principales de protección del material refractario (con una adecuada formación de escoria espumosa) y desfosforación del acero.

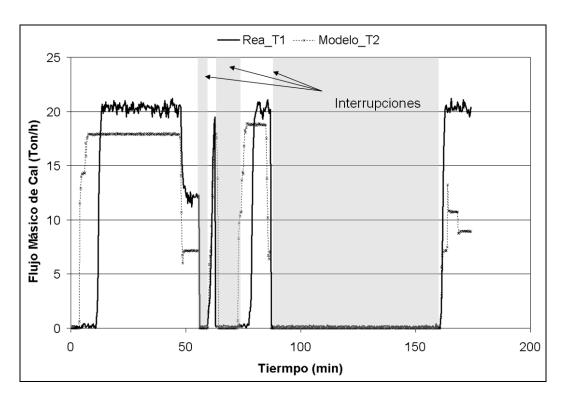
Además valores de índice de basicidad binaria de la escoria que se encuentre por debajo y por encima del rango de control propuesto, implica por un lado la erosión del material refractario; y por el otro lado, un consumo masivo de cal mezcla, respectivamente.

Experimentación con el Modelo de Cal Mezcla

El sistema integral del modelo, está concebido de tal forma, como se mencionó anteriormente, para que el índice de basicidad binaria de la escoria se controle a través del modelo de predisposición del flujo de cal mezcla y para ello, es necesario disponer en línea del dato de la composición química tanto de la materia prima HRD como de la cal mezcla por colada a fabricar.

Pues, solo se disponen de una muestra que se recolecta de forma especial en el turno 1 y al operar el modelo con dicho dato, considerando que el mismo se mantiene invariante en el tiempo, se pierde precisión en la estimación arrojado por el modelo.

A manera de validación, en la gráfica 4.6, se muestra una comparación entre flujo de cal estimado con el modelo mediante la química de la muestra recolectada en el turno 1 (siendo este flujo el empleado por los fundidores) y el flujo de cal estimado con el modelo mediante la química de la muestra recolectada en el turno 2, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en la colada Nro. 631101. Como se puede notar existe una diferencia entre ambos flujos estimados por el modelo, el cual se debe al porcentaje de SiO₂ contenido en el HRD, pues en la muestra recolectada en el turno, fue de 3,9% y por el contrario en la muestra recolectada en el turno 2, fue de 3,5% (siendo esta química correspondiente a la colada en producción), habiendo una diferencia de 0,4%.

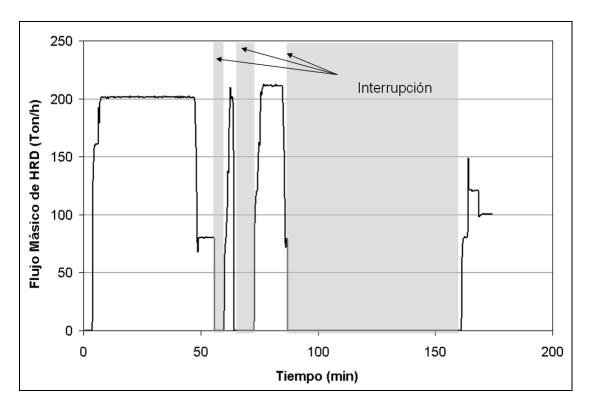


Gráfica 4. 6: Comparación entre los flujos estimados por el modelo, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en la colada Nro. 631101.

En tal sentido; evidentemente, al considerar un contenido de SiO₂ mayor que la química real de la colada en producción, el modelo predispondrá un mayor consumo de cal, obteniendo un índice de basicidad binaria de 2,26 y que con los flujos de HRD (ver gráfica 4.7) empleados por el fundidor del horno, se logró alcanzar una temperatura de1532°C, al finalizar la etapa fusión. Bajo estas condiciones, según lo analizado se favorece la desfosforación del acero, el cual permitió conseguir una disolución del P en el acero de 0,007%; muy por debajo de la especificación (que para este acero es de 0,015%); pero con un alto consumo de cal por encima del requerido.

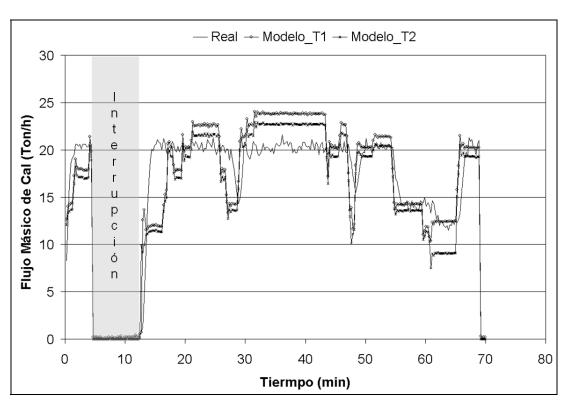
Por tal motivo, se estima que al considerar el modelo de cal con la química real, con los mismo flujo de HRD empleados por el fundidor, se tendría un menor consumo de cal, al mismo tiempo que se tendría un mayor P disuelto en el acero, pero que dicha diferencia sería tal que aún se mantendría dentro de la especificación del producto.

Por su parte, como se puede notar en la gráfica 4.7, el mantener el flujo de HRD en sus niveles máximos, en un tiempo prolongado y luego, antes de finalizar la etapa de fusión, se diminuye (aproximadamente en 100 ton/h), pero en un tiempo relativamente corto, se logró obtener una temperatura adecuada al finalizar la etapa fusión durante la fabricación de la colada analizada. Sin embargo el flujo de HRD, depende de varias condiciones, las cuales será detallada más adelante; pues en este punto, lo que importa resaltar, es el efecto que tiene el flujo de HRD en la temperatura del acero líquido.



Gráfica 4. 7: Flujo de HRD empleado por el fundidor durante la etapa de fusión del proceso de aceración primaria en la colada Nro. 631101.

Otro caso, presentado en la gráfica 4.8, se hace una comparación entre el flujo de cal mezcla real (empleado por el fundidor) con respectos a los flujos estimados por el modelo ya sea mediante la química correspondiente a la muestra recolectada en el turno 1 como la muestra recolectada en el turno 2.

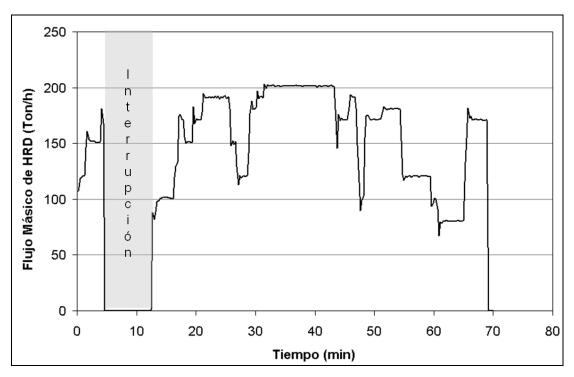


Gráfica 4. 8: Comparación entre los flujos estimados por el modelo, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en la colada Nro. 631196.

Como es de esperarse, los flujos estimados por modelo son diferentes con el respecto al flujo empleado por el fundidor, lo cual tiene sentido, dado que el fundidor manipula un flujo de manera empírica; es decir desconoce el dato de la química de las materias primas; pero que a pesar de ello, no del todo es erróneo, pues en algunos casos mantuvieron similitud con el modelo.

Ahora bien, con el flujo de cal y flujo de HRD empleado por el fundidor, donde este último se mantuvo menos tiempo en sus máximos valores (aproximadamente 200 Ton/h) y un tiempo más prolongado en flujos menores (aproximadamente 80 ton /h), tal y como se muestra en la gráfica 4.9, donde se obtuvo como resultado que al finalizar la etapa fusión del proceso de aceración en la colada Nro. 631196, la temperatura del acero sea de 1593°C con un índice de basicidad binaria en la escoria de 2,13. Permitiendo así que el P disuelto en el acero fuera un poco elevado (0,014%), que aunque se mantuvo dentro de la especificación que es

0,015%; esta muy cerca de límite, habiendo una gran probabilidad de no cumplir con la especificación.



Gráfica 4. 9: Flujo de HRD empleado por el fundidor durante la etapa de fusión del proceso de aceración primaria en la colada Nro. 631196.

De modo, que de haber utilizado el flujo de cal mezcla estimado por el modelo, que como se evidenció en la **gráfica 4.8**, tuvieron una tendencia a ser superior con respecto al flujo real, se hubiera tenido un porcentaje de P disuelto en el acero un poco menor y además, realizando un consumo de cal mucha más eficiente, pues estaría adaptado en función de la composición química de las materias primas.

De hecho, analizando más a fondo el resultado dado por el modelo, se observó que el flujo estimado considerando la química de la muestra recolectada en el turno T1, fue mayor en comparación con el flujo estimado considerando la muestra recolectada en el turno 2. Llama la atención, que siendo los reportes de SiO₂ en el turno 1 de 4,2% y turno 2 de 4,9% debería haber mayor consumo de cal en el turno 2, al haber mayor contenido de SiO₂ en el HRD.

No obstante, al examinar la química de la cal mezcla, se halló que la muestra del turno 1, su contenido de CaO fue de 69,13%, siendo significativamente menor con respecto al contenido de CaO en la muestra del turno 2, que fue 82,83%. Por ello, a pesar de que la muestra del turno 2, tuvo mayor contenido de SiO₂ en el HRD, el flujo de cal estimado por el modelo visualizado en la gráfica 4.8, tiende ser menor que el flujo estimado con la muestra del turno 1.

Es por este motivo, y evidenciado la importancia que tiene operar el modelo de predisposición del flujo de cal mezcla durante el proceso de fabricación de acero en el horno eléctrico, con el dato real de la composición química tanto del HRD como de la cal, que en el presente estudio se procedió a desarrollar lo que sería el modelo de adquisición y seguimiento de datos, el cual básicamente es el encargado de estimar la composición de dicha materia prima, haciendo una correlación desde la muestra que se recolecta en la planta cribado hasta que estas arriban a los silos de almacenamiento de la acería de planchones. De todas maneras este punto será tratado con mayor detalle más adelante.

En el modelo propuesto, la temperatura es muy dependiente del flujo de HRD manejado por los operadores y este a su vez es muy dependiente de la confiabilidad del modelo de cal. Por tal motivo, es necesario disponer de un patrón de flujo de HRD lo mas eficiente posibles.

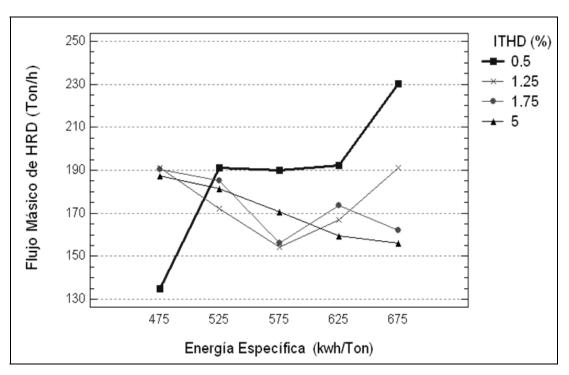
El estudio de las variables a considerar en este último modelo matemático se detalla a continuación.

Modelo de Simulación: Predisposición del Flujo de HRD

En la sección anterior se presentó el efecto que tiene el flujo de HRD en la temperatura del acero; ésta afecta las condiciones termodinámicas en la desfosforación del acero y por ende la calidad del mismo. Condición, que al no garantizarse una vez finalizada la etapa de fusión del proceso de aceración de primaria en el horno eléctrico, en donde ya se ha fundido casi el 70% de la carga metálica, implicaría aumentar los tiempos de procesamiento del acero y con ello disminución de productividad. Por ello la importancia de contar un modelo que permita la predisposición del flujo de HRD lo más eficiente y óptimo posible.

Para ello, fue necesario determinar las variables de entradas que se miden en tiempo real y que tenga mayor efecto en el flujo de HRD. En este sentido, se encontró que la interacción del indicador ITHD con la energía específica tiene un efecto estadísticamente significativo con respecto a los flujos de HRD, tal y como se puede observar en la gráfica 4.10. En donde los mayores valores del indicador ITHD fuera de la estabilidad (mayores a 1,5%), son generados manteniendo un alto flujo de HRD y bajo consumo de energía especifica aproximadamente 475 Kwh/ton.

Efecto mejor conocido como "embaucamiento del horno", el cual ocurre cuando se esta suministrado un exceso de carga metálica (en este caso HRD) que con la energía aportada no es capaz de fundirlo por completo y más si el porcentaje de ganga contenido en este material tiende a ser alto, pues como indica Conejo & Cárdenas (2006), los elementos que conforman la ganga (especialmente SiO₂ y Al₂O₃) tienen alto punto de fusión. Causando una concentración significativa de toneladas de HRD en el centro del horno, justamente en las paredes adyacentes de los electrodos, reduciendo la formación de espuma, debido a un fenómeno de superficie que rompe las burbujas de monóxido de carbono. Dejando así, descubierto el arco eléctrico y en este sentido el incremento de los valores del indicador ITHD.



Gráfica 4. 10: Variabilidad del flujo de HRD con respecto a la energía especifica y el indicador ITHD.

Por su parte, también se observó alto valores del indicador ITHD fuera de la estabilidad, a medida que se disminuye el flujo de HRD y se incrementa el consumo de energía especifica. En este caso, debido a que se esta suministro mayor energía al requerido para fundir la carga metálica, por lo que parte de esta energía es aprovechada y/o utilizada para aumentar la temperatura del acero líquido.

Al aumentar la temperatura, aumenta el oxígeno disuelto en el acero y simultáneamente aumenta el FeO en la escoria, y más aún manteniendo el consumo de carbón bajo, donde la cinética de reducción del óxido de hierro es desfavorecida.

Se desfavorece así la formación de escoria espumosa teniendo a fluidizarla, originando que el volumen de la misma sea reducido (menores a 60cm) y se incrementan las perturbaciones dentro del horno y más aun si se trabaja con arcos largos. En donde se tendría pocos beneficios metalúrgicos y un desgaste brusco del material refractario.

Sin embargo este efecto tiende a ser significativo dependiendo del tiempo que se mantenga el horno bajo esas condiciones. Es por ello, que los fundidores de las diferentes cuadrillas que operan el horno eléctrico, frecuentemente proceden a disminuir el flujo de HRD (en un tiempo relativamente corto) minutos antes de finalizar la etapa fusión.

De tal manera, que permita lograr una temperatura adecuada aún manteniendo la estabilidad de la escoria espumosa, en condiciones aceptable. Este comportamiento lo puede visualizar en la gráfica 4.10, siguiendo la línea correspondiente a los valores del indicador ITHD en el rango de 1,25%, hasta llegar a los bajos flujos de HRD (aproximadamente 150 Ton/h) con un consumo de energía específica de aproximadamente 575 Kwh/Ton.

De modo, que la mejor opción para manejar los flujos de HRD que garantice la temperatura ideal del acero, sin incrementar los valores del indicador ITHD fuera de la estabilidad y con ello una eficiente formación de escoria espumosa que permita la protección del material refractario durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, sería incrementar los flujos de HRD a medida que se incrementa el consumo de energía especifica (cuya condición se reflejada en la gráfica 4.10, con la línea de mayor grosor correspondiente a los valores del ITHD igual a 0,5%), permitiendo que la corriente eléctrica se transfiera directamente al baño líquido para aprovechar el calor durante todo el ciclo del proceso, permitiendo así el uso de posiciones más alta de control de potencia sin necesidad de aumentar la carga térmica (por radiación) en las paredes refractarias del horno.

Bajo este contexto, debido al efecto que tienen tanto el indicador ITHD como la energía especifica en el flujo de HRD, ambos se consideraron como variables de entradas en el diseño del modelo.

Ahora bien, otras de las variables de entradas que se tomaron en cuenta en este modelo, lo representa el flujo de las materias primas: Cal, Oxígeno y

Carbón. Aunque al analizar su efecto directo en el flujo de HRD, arrojó como resultado que no tiene un efecto estadísticamente significativo sobre el flujo de HRD.

Resultado, que se estima, que es debido a la forma en que se opera el horno: Al momento de que se presente cualquier eventualidad de inestabilidad dentro del proceso, quienes lo identifican por medio del audio o la vista (los cuales se correlacionan con el indicador ITHD), en vez de variar los flujos de cal mezcla o carbón, proceden a variar los flujos de HRD. Por lo que los flujos de los mismos, son relativamente constante, independiente del flujo de HRD que empleen en la fabricación de acero; por lo menos en la etapa fusión.

De modo, que estos flujos de las materias primas, si tienen un efecto en el indicador ITHD (véase gráfica 4.10), y como este si evidenció tener un efecto estadísticamente significativo con respecto al flujo de HRD. Entonces, en el diseño del modelo matemático basado en la red neuronal artificial, para una predisposición más eficiente, también se consideró como variables de entradas las correspondientes al flujo de las materias primas.

En un estudio anterior realizado por Rojas (2012), se analizaron los efectos principales del flujo de las materias primas sobre el indicador ITHD. Donde se encontró que el consumo de cal tiende a aumentar los valores del indicador ITHD; mientras que el consumo de coque y el oxígeno tienden a disminuirlo.

El efecto producido por eL consumo de coque se debe a que favorece la reducción del FeO, formando hierro libre y monóxido de carbono (CO). Es por ello, que un alto consumo de carbón implicaría mayor carbono disuelto en la escoria y menor grado de oxidación en la misma. Al darse las condiciones para que ocurra la reacción de reducción de FeO, mayor será la posibilidad de generación de burbujas de CO, el cual se desprenden del líquido, pasando a través de la escoria y contribuyen a que la escoria "espume". Así

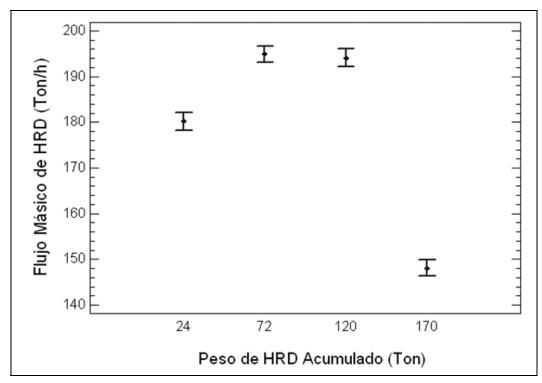
pues, una escoria espumante crecerá y cubrirá los arcos eléctricos, evitando el aumento de las perturbaciones dentro del horno y por ende la interpretación del registro de la disminución del indicador ITHD.

Por su parte, la contribución del consumo de oxígeno en el ITHD, se debe principalmente a la oxidación en la interfase metal-escoria, mediante la oxidación del hierro. En donde a medida que se aumenta la inyección de oxigeno al horno, la concentración de FeO en la escoria aumenta significantemente. Esto dado que un 20% proviene de reacciones en el metal, y el 80% de reacciones en la escoria García (2011).

En tal sentido, un mayor volumen de FeO en la escoria permite una alta velocidad de reacción con el carbono adicionado para así incrementar la producción de burbujas de CO, que a su vez permite una mejor estabilidad en el espumamiento de la escoria, donde el espesor aumentará hasta cubrir los arcos eléctricos. De este modo el incremento de oxigeno disminuirá los valores de ITHD. En el mismo orden de ideas, ha de considerarse también el efecto descarburador del oxígeno al reaccionar con el carbono disuelto en la escoria y en el acero para la formación de monóxido de carbono.

Por otra parte, como se mencionó anteriormente, el consumo de cal genera aumentos significativos en los valores del indicador ITHD. Esta conducta se explica, debido a que la cal aporta cantidades considerables de partículas sólidas en la escoria, entre la que se destaca el óxido de calcio (CaO), que contribuyen a equilibrar la basicidad y la viscosidad de la escoria. formando precipitados de segunda fase sólida que si bien es cierto permiten estabilizar la escoria espumosa, dado que separaran las burbujas de CO generadas; no obstante, un aumento en exceso de las partículas causará desequilibrio en el espumamiento. Pues mientras mayor sea la fracción sólida la fluidez de la escoria disminuye y cambia de cremosa a espumosa, y eventualmente a costrosa o sólida.

Finalmente, la última variable de entrada que se consideró en el diseño del modelo, es el peso acumulado de HRD (toneladas) en el horno durante el proceso de aceración primaria; más que todo, por que es considerada como una variable referencial para indicar la finalización de la etapa fusión del proceso de aceración, ya que para un peso en el rango de 145 y 193 Ton, que es cuando la carga total dentro del horno ha alcanzado aproximadamente 240 toneladas, los operadores del horno proceden a disminuir los caudales del flujo de HRD (ver gráfica 4.11), precisamente para aumentar la temperatura del acero líquido; este comportamiento tiene que ser aprendido por la red y por ello la incorporación de esta variable dentro del diseño.



Gráfica 4. 11: Variabilidad del flujo de HRD con respecto al peso de HRD acumulado durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.

Establecer el diseño preliminar del modelo matemático que permite estimar el flujo cal y HRD durante el proceso de aceración primaria en hornos eléctricos, considerando posibles técnicas inteligentes

En esta sección se detalla la formulación matemática adoptada por cada modelo de simulación desarrollado en el presente estudio, en función de las variables previamente analizadas y establecidas como datos de entradas; para finalmente establecer el diseño del modelo del sistema de predisposición de flujo.

Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de Cal Mezcla

El modelo de predisposición del flujo de cal mezcla, que se empleará en el presente estudio, es el desarrollado por Brito (2008), cuya formulación matemática esta dada por la siguiente ecuación:

$$\dot{\mathbf{M}}_{CAL} = \dot{\mathbf{M}}_{HRD} \left[\frac{\mathbf{B}_{2} (\mathbf{SiO}_{2})_{HRD} - (\mathbf{CaO})_{HRD}}{(\mathbf{CaO})_{CAL} - \mathbf{B}_{2} (\mathbf{SiO}_{2})_{CAL}} \right]$$

Donde:

M_{CAL}: Flujo másico de cal (ton/h)

 M_{HRD} : Flujo másico de HRD (ton/h)

B₂: Índice de basicidad binaria de la escoria

 $(SiO_2)_{HRD}$: Porcentaje en masa de SiO_2 contenido en el HRD (%)

(CaO)_{HRD}: Porcentaje en masa de CaO contenido en el HRD (%)

 $(\text{CaO})_{\text{CAL}}$: Porcentaje en masa de CaO contenido en la cal (%)

(SiO₂)_{CAL}: Porcentaje en masa de SiO₂ contenido en la cal (%)

El índice de basicidad binaria de la escoria, realmente representa un parámetro, que para efecto del presente estudio, aplicado para la fabricación de acero de calidad comercial (según la norma ASTM A 1018), se fijo un valor (2,2) dentro del rango operativo previamente analizado en las secciones anteriores, de tal manera que se pueda garantizar los requisitos metalúrgicos exigidos durante el proceso de aceración primaria con la puesta en marcha del modelo.

Modelo de Simulación: Adquisición y Seguimiento de Datos

Si bien los datos de la química de cal y del HRD es fundamental en la predisposición del flujo de cal (ver ecuación 2.6), ese dato se genera en procesos anteriores (planta de reducción y cribado). En el traslado el material sufre divisiones y mezclas con otros materiales ya producidos, que hace no confiable el tomar los datos, tal como se generan sin considerar ese traslado.

El objetivo del modelo de adquisición y seguimiento, es lograr identificar la química de unidades volumétricas a lo largo de su traslado hasta llegar a boca de horno considerando la ruta real que cada unidad tiene y sus divisiones y mezclas a lo largo de dicha ruta.

Bajo este contexto, se encontró que en la planta de Cribado, encargada de trasladar el material (Cal y HRD) hacia los silos de almacenamientos de la acería de planchones, se realiza un muestreo del material de forma rutinaria, cuyo dato por ser el último y más actualizado antes de llegar a los silos de planchones, será considerado como dato referencial en el modelo para realizar la correlación.

Correlación que fue posible, analizando y detallando las rutas que sigue el material desde cribado hasta los silos de planchones, y que la misma fue resumida por medio de un diagrama de flujo, tal y como se muestra en la figura 4.1. En donde se nota, que el material puede ser transportado tanto del patio HyL como de Midrex II, por sistemas separados, los cuales se describen a continuación:

Ruta Nro. 1: Traslado de Material (HRD y Cal) desde Patio HyL II hasta los Silos de Planchones

En el patio de HyL II, se disponen de diez tolvas de almacenamiento, de las cuales ocho son utilizados para el HRD y las otras dos restantes, son utilizadas para la cal.

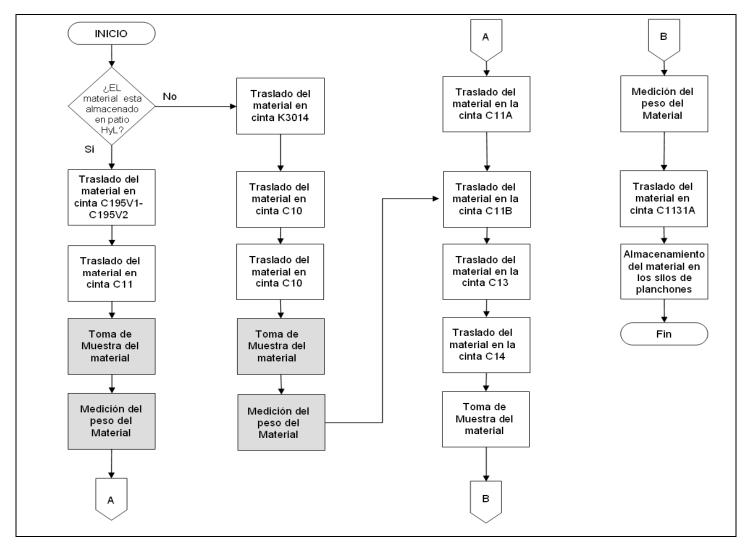


Figura 4. 1: Flujograma de transporte de material desde cribado hacia los silos de almacenamiento de planchones.

Para la descarga de cada tolva de HRD, se utiliza un vibroalimentador; mientras que para cada tolva de cal, se usa una compuerta. La denominación de dichas tolvas va desde la 133V1 hasta la 133V10, que es similar para identificar tanto los vibroalimentadores como las compuertas.

En el caso de descargar HRD, se disponen de ocho vibroalimentadores, de los cuales, los primeros cuatros (133V1, 133V2, 133V3 y 133V4) descargan sobre la cinta C195V1. Mientras que los otros cuatros (133V6, 133V7, 133V8 y 133V9), descargan sobre la cinta C195V2.

En el caso de descargar cal, se disponen de dos compuertas, donde la compuerta 133V5, se utiliza para descarga sobre la cinta C195V1, mientras que la compuerta 133V10, se utiliza para descargar sobre la cinta 195V2.

Las cintas transportadoras C195V1 y C195V2, que reciben el material desde las tolvas del patio de HyL II, se encargan de trasladar (en una distancia de 187m) y descargar dicho material sobre la cinta C11, en donde recorre una distancia de 144m. Al final de esta cinta se le realiza un muestreo acumulativo manual al material, cada 30 minutos hasta cumplir cada turno (8 horas) y se contabiliza el flujo de material por medio de una balanza.

Luego, el material continúa su recorrido hacia planchones a través de la cinta C11A, C11B, C13A y C14, con una distancia de 214,45m. Al final de la última cinta, se vuelve a realizar otro muestreo manual del material y se contabiliza por medio de una balanza, en la misma medida que se traslada y descarga sobre la cinta 1131A.

Finalmente, en la cinta reversible 1131A, el material hace un recorrido de 13,45m para descargar en los silos de almacenamiento de planchones. Actualmente se disponen de ochos silos de almacenamiento, con una capacidad de 1000 toneladas. Dichos silos están denominados desde S1 hasta S8, de los cuales el silo S3 y el silo S7, son utilizados para el

almacenamiento de cal, mientras que el resto es utilizado para el almacenamiento de HRD.

Ruta Nro. 2: Traslado de Material (HRD y Cal) desde Midrex II hasta los Silos de Planchones

En Midrex II, se dispone con cuatro silos de almacenamiento de HRD con una capacidad de 5000 ton, utilizando un vibroalimentador en cada uno, para la descarga del material. En el mismo orden de ideas, Rivero (2009), señalada que: "Cada silo tiene un caudal máximo de salida de 250 t/h, por lo que combinadamente pueden suministrar 1000 t/h" (p.39). Sin embargo, la cantidad de material que se envía normalmente por este sistema son 800 t/h.

Asimismo, se cuenta con una tolva auxiliar, que se puede cargar tanto con HRD como con cal, por medio de un payloader e igualmente posee un vibroalimentador para descargar el material. La denominación de los silos es desde S1 hasta S4.

De modo, que hay cinco vibroalimentadores, de los cuales cuatro (K3010.12, K3011.12, K3012.12, K3013.12) son utilizados para la descarga de HRD desde los silos de almacenamiento de Midrex II y un vibroalimentador (K3014.12) para la descargar material (HRD o cal) desde la tolva auxiliar, hacia la cinta K3014.

Una vez que el material esta en la cinta k3014, puede ser desviado hacia el patio remets por medio de la compuerta ED5, o puede ser descargado en la cinta C10, en donde recorre una distancia de 144m. Al final de esta cinta se le realiza un muestreo acumulativo manual al material, cada 30 minutos hasta cumplir cada turno (8 horas) y se contabiliza el flujo de material por medio de una balanza. Luego, se descarga el material en la cinta C13 y sigue su recorrido hacia la cinta C14. En donde, el material es muestreado nuevamente y contabilizado por una balanza hasta llegar a los silos de

almacenamiento de planchones, cuyo recorrido es de la misma forma que se detallo anteriormente en la ruta Nro. 1.

Bajo este análisis, se encontró que hay un muestreo rutinario, que se realiza en la cinta C14, que es común para ambas rutas y que además, también cuentan con una balanza encargada de medir el peso del material a medida que es trasladado. Por todo esto, y por representar el último y más reciente muestreo y peso del material antes de llegar a los silos de planchones, es que a partir de la cinta C14 el modelo relaciona el dato químico con el volumen del material que se esta acumulando en cada silo de almacenamiento de la acería de planchones.

Un ejemplo es mostrado en la figura 4.2, donde se puede apreciar que cada volumen del material que se almacena en el silo, el modelo considera divisiones dependiendo de su química, correspondiente a la muestra recolectada en la cinta C14, y que además contempla una distribución FIFO. Es decir, del mismo modo que el material se esta almacenando en el silo, así mismo será descargado.

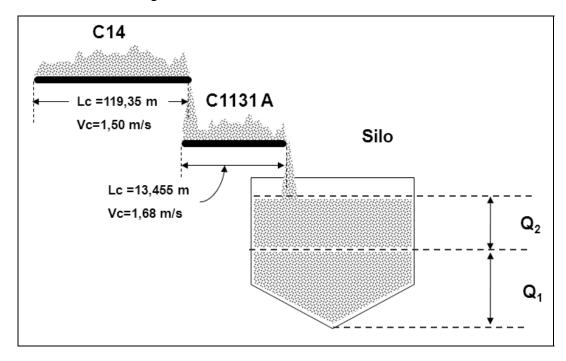


Figura 4. 2: Esquema de llenado del silo. (L_c : longitud de la cinta; V_c : Velocidad de la cinta).

Sin embargo, el material que se tiene almacenado en los silos, clasificado por química y volumen, con el modelo, debe ser trasladado hacia las tolvas a boca de horno. De modo que para que no se pierda la clasificación dada en los silos, el modelo realiza la misma correlación de desfasaje de química y volumen que se hizo en cribado.

Para ello, también se analizó las rutas de traslado del material desde los silos de almacenamiento de planchones hacia los hornos eléctrico, tal y como de detalla a continuación.

Traslado de Material desde los Silos de Planchones hacia las Tolvas a Boca de Horno

La acería de planchones, esta diseñada estructuralmente, para disponer de seis hornos eléctricos, a cada uno de los cuales se les asignan dos tolvas con una capacidad de 250 toneladas de material. Las tolvas se identifican del 1 hasta el 16, en donde es importante destacar que aquellas tolvas que están identificadas con un número par, son utilizadas para almacenar y alimentar HRD; mientras, que aquellas tolvas que son identificadas con un número impar, son utiliza para almacenar y alimentar cal mezcla. La descarga se realiza por medio de vibroalimentadores.

Dichas tolvas son cargadas con el material contenido en los silos de almacenamiento de la acería de planchones, a través de tres sistemas o líneas de transportes que varía dependiendo del horno eléctrico que se va alimentar y que son los siguientes:

- Sistema "A": Esta compuesto por silos 1, 2 y 4 que alimentan las tolvas de alimentación de los Hornos 1, 2 y 3.
- Sistema "B": Esta compuesto por silos 5, 6 y 8 que alimentan las tolvas de alimentación de los Hornos 4, 5 y 6.
- Sistema "C": Esta compuesto por silos 3 y 7 que alimentan las tolvas de alimentación de los Hornos 1, 2, 3, 4, 5 y 6.

No obstante, se indica al lector que dado que el presente estudio esta enfocado en el horno eléctrico Nro. 6, solo se explicará el sistema de transporte "B" y "C", y que la misma fue resumida por medio de un diagrama de flujo (véase Fig. 4.3).

Sistema "B"

A través de este sistema, se puede descargar tanto HRD (almacenado en los silos 5 y 8) como cal (contenido en el silo 6), hacia la cinta 7B, donde el material es contabilizado por medio de una balanza, en la misma medida que se encarga de trasladar el material hacia la cinta 9B, esta a su vez traslada el material hacia la cinta 11B (cinta reversible), encargada de traspasar el material hacia la cinta 14B (también reversible). Finalmente, esta última cinta, dependiendo del tipo de material que traslada; puede descargar en la tolva 15 o la tolva 16, si el material es cal o HRD, respectivamente.

Sistema "C"

A través de este sistema, se puede suministrar material tanto HRD como cal mezcla que se encuentre contenido de forma separada; es decir, no mezclada en los silos 3 y 7, en todas las tolvas a boca de horno, por medio de tres cintas transportadoras.

Primeramente el material pasa de los silos a la cinta CT-02 donde el material va a transportarse por unos 205,84 m; seguidamente, descarga sobre la cinta CT-04. En donde al inicio de dicha cinta, el material es contabilizado por medio de una balanza.

Luego, el material hace un recorrido de 234,8 m hasta caer a la última cinta de este sistema designada como CT-05, en donde se disponen de dos equipos denominados "Tripper", que actúa como una compuerta; ósea, se posiciona por encima de las tolvas de almacenamiento y procede a descargar el material.

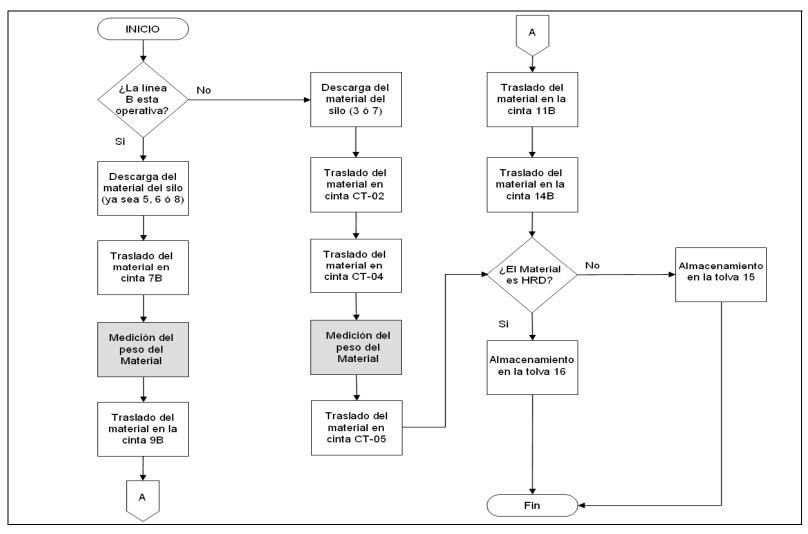


Figura 4. 3: Flujograma de transporte de material desde los silos de almacenamiento de planchones hasta las tolvas a boca de horno 6.

Ahora bien, las tolvas pueden recibir material con diferentes composición química almacenado de distintos silos. Por lo que el modelo permite aparte de mantener la clasificación del material considerando química y volumen establecida en los silos; también, correlaciona el número del silo de donde proviene la descarga.

Un ejemplo es mostrado en la figura 4.4, donde se puede visualizar la clasificación de la distribución realizada en el llenado de las tolvas. Cada porción representa un volumen de material con una química distinta. Pero si se nota. Las dos últimas porciones a pesar de poseer la misma química, la misma fueron divididas, por que provienen de silos distintos. Es este mismo esquema de clasificación que realiza el modelo en la distribución del material en las tolvas que al igual que los silos, es de manera FIFO.

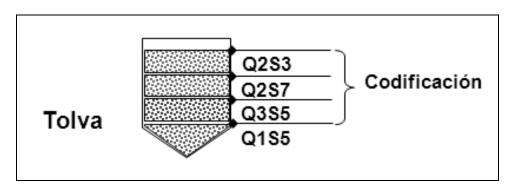


Figura 4. 4: Esquema de llenado de la tolva.

Esto permitirá identificar si hay algún volumen del material almacenado en un silo asociado a una química especifica, tiene mayor tiempo de permanencia en el silo sin ser descargado. En donde, las propiedades tanto químicas como físicas del material ya no sería las misma y por ende, afectaría la estimación realizada por el modelo.

Traslado de Material desde las Tolvas hacia el Horno Eléctrico

Una vez almacenado la materia primas en las tolvas a boca de horno se procede alimentar hacia los hornos eléctricos, por medio de las cintas 18, ambas posicionadas por debajo de las tolvas par e impar, cuyo material;

luego, se mezclan en la cinta 19 (En esta última cinta se realiza un muestreo manual especial; es decir, cuando es requerida y es en el turno 1). Donde seguidamente se descarga por uno de los agujeros de bóveda del horno durante el proceso de aceración primaria.

Pruebas en Frío del Modelo de Flujo de Datos

Con los análisis previos, se realizaron las lógicas y/o reglas del modelo, para su programación, donde se indica al lector que como dichas reglas forman parte de la predisposición de un proceso, por normativa de la empresa los mismos no pueden ser publicados en el presente documento.

Se hizo una simulación en frío para validar la operatividad del modelo, una vez programado con datos históricos.

En este sentido, en la tabla 4.1, se especifica la distribución del material en el silo que realiza el modelo y se puede notar que fue capaz de correlacionar el volumen del material con su química, que se identifica a través del número de la muestra recolectada (ver ANEXO E).

Así pues obsérvese que para efecto de este análisis, se trasladó un material de 6200 ton, desde cribado hacia el silo 3, de las cuales el modelo estima que 800 ton, corresponde a la química de la muestra Nro. 320141113, mientras que el resto corresponde a la muestra Nro. 320141213.

Tabla 4. 1: Clasificación de distribución en el silo estimado por el modelo.

Nro. Muestra	Fecha	Turno	Tiempo Descarga en el Silo (seg)	Silo	Volumen (Ton)
320141113	03/01/2014	1	3672	3	800.00
320141213	03/01/2014	1	28872	3	5600.00

Aparte, de eso el modelo, también estima el tiempo que dura en descarga cada material en el silo, indicado fecha y turno. En el mismo orden de ideas, cuando se realizó la corrida con el modelo para trasladar dicho material

desde cribado hacia la tolva 16, se encontró que hubieron tres distribuciones en la tolva, tal y como se detalla en la tabla 4.2.

Tabla 4. 2: Clasificación de distribución en la tolva estimador por el modelo.

Nro. Muestra	Fecha	Turno	Tiempo Descarga en el Silo (seg)	Tiempo Descarga en la tolva (seg)	Volumen (Ton)
13	03/01/2014	1	5394	5508	299.67
320141113	03/01/2014	1	19788	19902	799.67
320141213	03/01/2014	1	28686	28800	494.33

La primera distribución con un peso de aproximadamente 300 ton, asociada a la química de la muestra Nro. 13. Nótese que este número de muestra que procede del silo 3, no se encuentra en la distribución realizada por el modelo en el mismo silo y que fue detallado en la tabla 4.1. Esto se debe, a que dicho volumen corresponde a un retenido que tenía el silo, de un material que se trasladó mucho antes.

Este resultado es interesante, pues demuestra que el simulador es capaz de identificar la existencia un volumen retenido de un material, cuya química es desconocida, causando que al momento de ser consumido en el horno eléctrico durante el proceso de aceración primaria, el modelo de predisposición del flujo de cal no pueda actuar; sino, hasta que sea consumido por completo dicho material. Este caso, será frecuente cada vez que se inicie la puesta en marcha el modelo de flujo de datos. Es por ello, que este modelo de simulación, debe estar operativo en todo momento aunque los modelos de predisposición de flujos de cal y HRD no lo estén para evitar estos casos y mantengan un historial en la distribución del material tanto de los silos como de las tolvas.

Por otra parte, nótese que la segunda distribución del material con un peso de 799.67 Ton, asociada a la química de la muestra Nro. 320141113 (detallado en la tabla 4.2), corresponde a la primera distribución del material

detallado en la tabla 4.1. Resultado que evidencia que el modelo asegura una distribución FIFO, y muestra que mantiene el desfasaje de la química con el volumen del material cuando el mismo es trasladado desde los silos hasta las tolvas a boca de horno.

Lo anterior, de igual forma ocurre con la tercera distribución del material con un peso de 494.33 Ton, asociado a la química con el Nro. 320141213, la cual corresponde a la segunda distribución del material detallado en la tabla 4.1; solo para efecto de este análisis, no se envió todo el material sino una parte, que fue la que se indicó al principio.

El modelo del flujo de datos, mediante las lógicas de programación con la que se desarrolló, si bien permite desfasar la química del material en correlación con su peso desde cribado hacia las tolvas a boca del horno, mediante un muestreo rutinario recolectado en la cinta C14, el mismo debe ser validado cuando se implemente en línea, pues durante el traslado del material HRD por medio de cintas transportadoras, es común que se pierdan material, debido a derrames de productos ó deterioro en el sistema de transporte (silos y chutes de transferencias rotos, desnivel en las cintas, entre otros) y a causa de la sobrecarga de material en las cintas.

Estas pérdidas deben ser parametrizadas pero ya actuando en tiempo real. De hecho, Rivero (2009) realizó un estudio enfocado en evaluar las pérdidas producidas en el manejo (traslado) de HRD en la planta cribado, necesarias para compensar el balance de masa entre las plantas reductoras y las acerías.

Encontrando como resultado que la mayor pérdida de HRD se debe a una degradación granulométrica que sufre dicho material a causa de las caídas que tiene en los silos, chutes de transferencias y tolvas, generando así gran cantidad de finos. Estas pérdidas están alrededor de 392.3 Kg de finos por cada 1000 toneladas de HRD cuando se emplea el sistema de traslado modo III y IV; por el contrario, cuando se emplea el sistema de traslado modo I y II,

se generan pérdidas de aproximadamente 224 Kg de finos por cada 1000 toneladas de HRD.

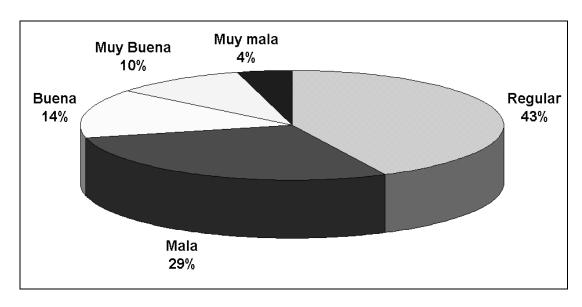
A través de las validaciones se pondrán realizar ajusten en el modelo de simulación de flujo de datos para asegurar confiabilidad en el dato estimado.

Modelo de Simulación: Predisposición de Flujo de HRD

El modelo de predisposición de flujo másico de HRD se llevó a cabo mediante una técnica de control inteligente; específicamente, la técnica de red neuronal artificial (ANN, por sus siglas en inglés), por tener mayor aplicación en el campo del modelado del comportamiento no lineal y variante en el tiempo del proceso de aceración primaria en hornos eléctricos.

El éxito de usar esta herramienta, según Sadeghian & Lavers (1999), se debe, a que estos modelos infieren el resultado a partir de datos obtenidos directamente del proceso, los cuales son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, siendo totalmente distintos en contrastes con las técnicas convencionales, donde el modelo se basa en un grupo de ecuaciones matemáticas explicitas.

De modo, que con las redes neuronales artificiales, el número de supuestos simplificados se mantiene al mínimo; lo que sin duda alguna, proporciona un modelo razonablemente exacto. Pero siempre y cuando la selección de la data para el entrenamiento de la red sea la más adecuada y óptima posible. Bajo este contexto, se procedió a evaluar el patrón del flujo de HRD que utilizan las diferentes cuadrillas durante el proceso de fabricación de acero en el horno eléctrico en estudio, obteniéndose como resultado que el 43% (siendo el mayor porcentaje) de las cuadrillas lo realizan de manera regular, tal y como se muestra en la gráfica 4.12; seguidamente, se tiene que el 29 % lo realiza de forma mala y entre los bajos porcentajes (10 y 4%) están lo que los realizan de forma muy buena y muy mala, respectivamente.



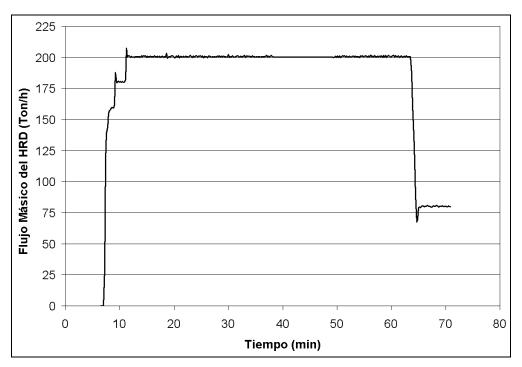
Gráfica 4. 12: Frecuencia del nivel de eficiencia del patrón de HRD empleados durante la fabricación de acero en el horno eléctrico.

Además, dentro de los patrones de flujo de HRD considerados con un nivel de eficiencia muy buena, se seleccionó aquel patrón empleado en la colada Nro. 640373 (ver gráfica 4.13).

Pues, en dicha colada, en menor tiempo se cumple con las especificaciones requeridas al finalizar la etapa fusión del proceso de aceración primaria, que son mantener: valores (en promedio) del indicador ITHD menores a 1,5%; la carga total entre 210 y 250 Ton, temperatura del acero entre 1535 y 1570°C, energía especifica menor a 540 Kwh/Ton y el porcentaje en masa del P disuelto menor a la especificación del DAT's (que varía según el tace).

Por tal motivo, para el diseño de la red neuronal artificial, se utilizó el perfil del flujo de HRD empleado en la colada Nro. 620861, como patrón elemental para el entrenamiento de la red; con el propósito de predecir un flujo de HRD óptimo durante la etapa fusión del proceso aceración primaria.

El mejor entrenamiento y predisposición del modelo, se obtuvo empleando en el diseño de la red neuronal artificial, la topología detalla en la tabla 4.3.



Gráfica 4. 13: Patrón del flujo másico de HRD empleado con un nivel de eficiencia muy buena en la colada Nro. 640373, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria.

Tabla 4. 3: Parámetros de la arquitectura y/o topología de la red neuronal artificial.

Parámetros	Valores	
Tipo de Red	NARX en conexión serie-paralelo	
Número de Entradas	32	
Número de Capas Ocultas	1	
Número de Neuronas de la Capa Oculta	6	
Función de Activación de la Capa Oculta	Lineal	
Función de Activación de la Capa de Salida	Lineal	
Delta de Tiempo (seg)	8	

Matemáticamente, el modelo basado en la red neuronal artificial, se puede expresar a través de la siguiente ecuación:

$$\dot{M}_{HRD} = \left(\sum_{n=1}^{6} w_n^2 \cdot \left(\sum_{m=1}^{32} w_{nm}^1 \cdot X_m\right) + b_n^1\right) + b^2$$
 [4.1]

En donde:

 \dot{M}_{HRD} : Flujo Másico del HRD (Ton/h)

w_n²: Pesos de la capa de salida

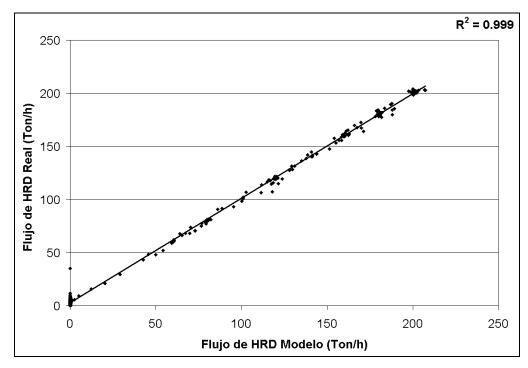
W_{nm}: Pesos de la capa oculta

 b_n^1 : Tendencias de la capa oculta

b²: Tendencias de la capa de salida

X_m: Entradas de la red

Los valores de pesos y tendencias tanto de la capa oculta como de la capa de salida, son coeficientes que como permiten el control y predisposición del horno eléctrico, por normativa de la empresa los mismos no pueden ser publicados en el presente documento. Sin embargo, a manera de apreciación, en la gráfica 4.14, se muestra la correlación (R²= 0.999) existente entre el flujo de HRD real (patrón de entrenamiento) y el flujo de HRD estimado por el modelo una vez entrenado con el diseño de la tabla 4.1.



Gráfica 4. 14: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático de la red neuronal.

Modelo del Sistema de Predisposición de Flujo

Una vez obtenido la lógica y formulación de los tres modelos de cálculo y simulación, se integraron en un solo modelo considerando su interacción.

En la figura 4.5, se muestra el esquema funcional del modelo del sistema de predisposición de flujo, en donde se indica las variables tanto de entrada como de salida contempladas en cada modelo de simulación con sus respectiva iteración en el tiempo (considerando un delta de tiempo igual a 8 segundos); cuya funcionalidad operativa de dicho sistema es la siguiente manera:

- Primeramente, se hace la corrida del modelo simulación de flujo de información, cuya salida (química y volumen tanto del HRD como la cal mezcla contenidos en los silos a boca de horno) en el tiempo "i", será guardado en una base de datos (BD).
- Luego, se hace la corrida de modelo de simulación de predisposición del flujo de HRD con los datos de entradas (considerando sus respectivos retardos en el tiempo: "i-1" y "i-2") y haciendo consulta a la BD para buscar los pesos y tendencias de la red, cuya salida en el tiempo "i", se suministra directamente en el horno eléctrico, se guarda en la BD y a su vez es enviado como dato de entrada al modelo de predisposición del flujo de cal mezcla.
- Finalmente, el modelo de predisposición del flujo de cal mezcla, recibe el dato del flujo de HRD y además hace una consulta a la BD para buscar el resto de las variables de entradas (%SiO₂ y %CaO tanto en el HRD como en la cal), previamente suministrados por el modelo de simulación del flujo de información, cuya salida en el tiempo "i+1", se suministra directamente en el horno eléctrico y se guarda en la BD.

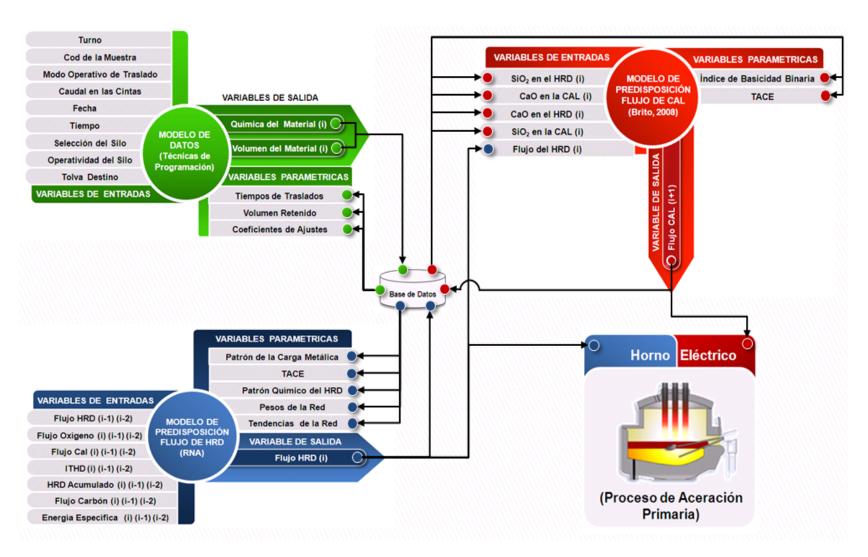


Figura 4. 5: Esquema general del modelo del sistema de predisposición de flujo desarrollado.

Efectuar pruebas fuera de línea (off-line) para la validación y ajuste del modelo matemático preliminar establecido

El modelo del sistema de predisposición de flujo propuesto busca predisponer el flujo de HRD y flujo de cal, de tal manera que una vez que se finalice la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, este logre cumplir con la temperatura de calentamiento del acero líquido (entre 1535 y 1570°C) a una determinada carga total (entre 210 y 250 Ton), manteniendo el índice ITHD estables (menor a 1%) y el índice de la basicidad binaria de la escoria ideal (entre 2 y 2.6), que permita cumplir con la calidad del acero y con un menor consumo de energía especifica.

Sin embargo, debido a que se emplearon datos históricos en este análisis, por la inoperatividad de los hornos eléctricos causado por la restricción eléctrica, no se tiene en consideración la posibilidad de probar si el modelo cumple con las especificaciones operativas finales antes descritas, sino más bien con la carga total acumulada y con el consumo de cal.

Por tal motivo y a manera de validar o sustentar la información, se simularon con coladas de acero que tuvieron diferentes niveles de eficiencia en el patrón del flujo de HRD empleado durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.

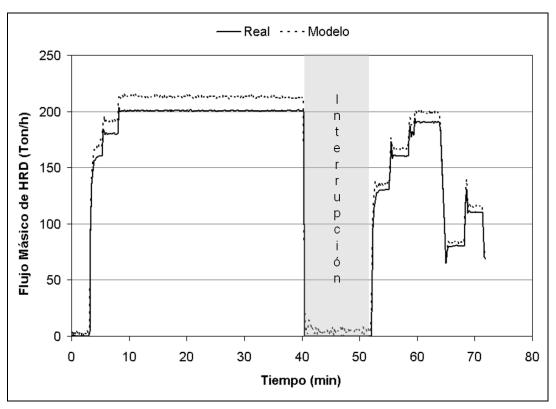
Coladas de Acero con un nivel de Eficiencia 4

Para este tipo de colada, si bien es cierto, que se empleó un patrón de flujo de HRD con un nivel de eficiencia bueno, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria, el cual permitió cumplir en gran medida con las especificaciones de la colada al finalizar la etapa, pero también, dio como resultado que los valores del indicador ITHD tuviera una tendencia a estar un poco elevado (ver tabla 4.4), en donde la formación de escoria espumosa en algunos casos fue inestable.

Tabla 4. 4: Resultados de emplear un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia Nro. 4 durante la etapa fusión durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.

Variables de Especificaciones	Valores
P en el acero (%)	0,007
C en el Acero (%)	0,073
ITHD (%)	1,63
Carga Total (Ton)	216,84
Energía Especifica (Kwh/Ton)	560,60
Temperatura del Acero (°C)	1557

Considerando los patrones de entradas empleados en dicha colada, se predice el flujo de HRD ideal a través del modelo, este comportamiento se visualiza en la gráfica 4.15.



Gráfica 4. 15: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático en una colada que utilizó un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia 4, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria.

Como se puede notar, el flujo de HRD predicho por el modelo tiene una tendencia a estar relativamente por encima del flujo real, según la energía suministrada al horno.

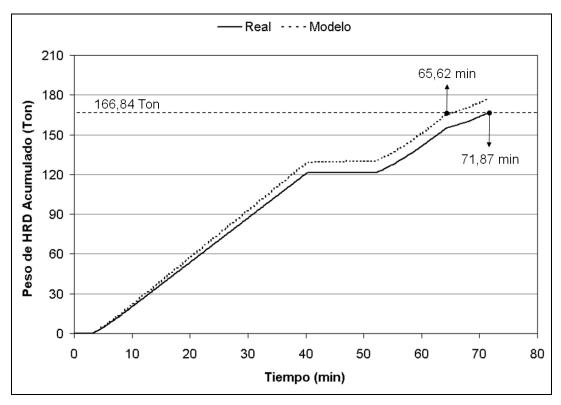
Se estima que una de las causas que favorece el comportamiento observado en la gráfica 4.15, se debe a una disminución de la temperatura del baño metálico con el incremento del caudal de HRD, para beneficiar la estabilidad de la escoria espumosa. Debido a que, mientras mayor sea la temperatura, tiende a que la escoria sea muy fluida, originando que el espesor de la misma disminuya, por lo que las perturbaciones dentro del horno serían presenciadas y más aun si se trabaja con arcos largos, como se trabaja en al etapa fusión.

Otra causa que se relaciona con la conducta esbozada en la gráfica 4.15, lo representa el aumento del contenido de FeO en la escoria, pues a medida que se incrementa el flujo de HRD, se incrementa el contenido de FeO en la escoria, generado con la inyección de oxigeno y al reaccionar con el hierro disuelto en el acero líquido, para luego ser reducido con el carbono, produciendo CO y de esta formar dar ciclo al proceso de formación de escoria espumosa; aportando energía química que ayuda aumentar más rápido el HRD.

Ante este argumento se justifica el incremento del flujo de HRD estimado por el modelo para coladas de acero con un nivel de eficacia Nro 4, para mantener valores de ITHD estables durante el proceso de aceración en la etapa fusión, además de cumplir con el restos de las variables operativas finales del proceso e incluso en menor tiempo de procesamiento, tal y como se puede visualizar en la gráfica 4.16.

En donde, se nota, claramente que para llegar a la mismo peso de HRD obtenido con el flujo de HRD real, que en este caso es 166,84 Ton; el modelo logra llegar al mismo tonelaje de HRD, pero un tiempo (65,62 min) significativamente menor en comparación con el tiempo que se obtiene

empleado el flujo real que fue 71,87 min. Lográndose con ello una disminución del tiempo de procesamiento del acero en un orden del 8%.



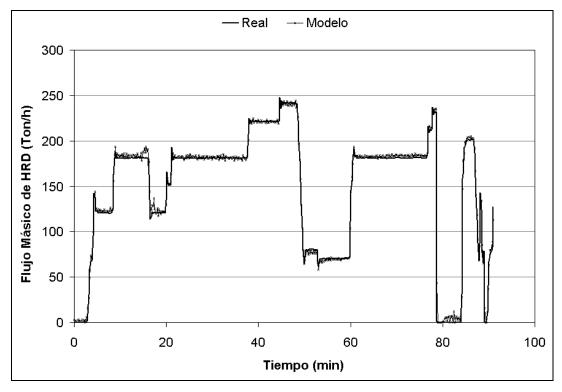
Gráfica 4. 16: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático en una colada que utilizó un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia 4, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria.

Por otra parte, es muy importante destacar que el consumo de cal obtenido con el modelo fue de 20,94 Ton; siendo este valor menor en comparación con el consumo de cal obtenido con flujo real empleado por el fundidor durante la etapa de fusión del proceso de aceración primaria; que fue de 22,70 Ton. Este último, generó que el índice de la basicidad binaria de la escoria fuera un poco alta (2,5), cuyo valor a una temperatura del acero adecuada de 1557°C (obtenido gracias al patrón eficiente del HRD empleado en esta colada), permitió obtener una condición termodinámica eficiente para que ocurra la desfosforación del acero. Donde el P disuelto del acero (ver tabla 4.4) estuvo muy por debajo de la especificación del producto que es 0,015%.

De modo que a través del modelo de predisposición del flujo de cal mezcla, en combinación con el modelo de predisposición del flujo de HRD, se estima un consumo mucho más eficiente e incluso menor (en un orden del 7%) al obtenido con la predisposición empírica del fundidor, en donde quizás se hubiese aumentado un poco el contenido del P disuelto en el acero, pero aún valor tal que aún se mantendría dentro de la especificación del producto.

Simulación del Efecto Embaucamiento del Horno Eléctrico

Al simular en el modelo con una colada que utilizó un patrón del flujo del HRD con un nivel de eficiencia 2, que para efecto de este estudio fue categorizado como "Muy Malo", se encontró que el modelo estimó un flujo e HRD similar al fundidor. Para mayor apreciación véase la gráfica 4.17.



Gráfica 4. 17: Comparación entre el flujo de HRD real y el flujo de HRD predicho por el modelo matemático con una colada que utilizó un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia 2, durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria.

Resultado que llama mucho la atención, pues se esperaba que el modelo tratara de predisponer un flujo mucho más eficiente que el empleado por el

fundidor, en donde se tendrá las peores condiciones al finalizar la etapa fusión, tal y como se obtuvo en dicha colada y que la misma se especifican en la siguiente tabla 4.5.

Tabla 4. 5: Resultados de emplear un patrón del flujo de HRD con un nivel de eficiencia Nro. 2 durante la etapa fusión durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.

Variables de Especificaciones	Valores
P en el acero (%)	0,056
C en el acero (%)	0,248
ITHD (%)	3,17
Carga Total (Ton)	282,69
Energía Especifica (Kwh/Ton)	583,10
Temperatura del Acero (°C)	1623

La causa de que la colada llegará a obtener dichas condiciones al finalizar la etapa, se debe a un fenómeno mejor conocido como "embaucamiento del horno", que como se explicó anteriormente, ocurre cuando se esta suministrado un exceso HRD, cuyo consumo de energía no es capaz de fundirlo por completo y más con el porcentaje de ganga contenido en este material que tiende hacer alto (4,51% de SiO₂ y 1,19% de Al₂O₃).

Pues como indica Conejo & Cárdenas (2006); los elementos que conforman la ganga (especialmente SiO₂ y Al₂O₃) tienen alto punto de fusión. Lo que ocasiona una concentración significativa de toneladas de HRD en el centro del horno, justamente en las paredes adyacentes de los electrodos, reduciendo la formación de escoria espumosa debido a un fenómeno de superficie que rompe las burbujas de monóxido de carbono. Dejando así, descubierto el arco eléctrico y en este sentido el incremento de los valores del indicador ITHD, como el obtenido en esta colada que fue (3,17%).

Bajo estas condiciones, lo recomendable es proceder a disminuir el flujo de HRD en concordancia con la energía que se esta suministrando hasta estabilizar los valores de indicador ITHD. Al mismo tiempo que se aumente el flujo de oxígeno en sus máximos niveles para que reaccione con el carbono para favorecer el proceso de formación de escoria espumosa y con ello, proceder a aumentar la energía en la misma medida que se aumenta el flujo de HRD. Algunas de estas recomendaciones fueron seguidas por el fundidor pero minutos antes de finalizar la etapa fusión en donde evidentemente, ya era demasiado tarde. De hecho, como se muestra en la tabla 4.3, el C disuelto en el acero fue de 0,248%, un contenido muy alto indicativo de que el fundidor no mantuvo el flujo de oxígeno en sus máximos niveles en un tiempo prolongado.

Ahora bien la causa de que el modelo estime un flujo de HRD similar al empleado por el fundidor, se debe a que el modelo esta diseñado bajo un ambiente dinámico, en donde las variables de entradas son retroalimentadas. Es decir, la salida del modelo es dependiente de los valores que se obtienen en iteraciones anteriores.

Pero como la simulación con el modelo se realizó con datos históricos, en donde las variables de entradas siempre se mantuvieron constantes en cada iteración, entonces, el modelo al realizar la predisposición reconoce que se esta embarcando el horno y procede a estimar un flujo de HRD similar al empleado por el fundidor. De modo que el modelo responde bien cuando ocurre dicho efecto, pero la estimación hubiese sido ideal sí por cada iteración se considera el efecto que tendría la predisposición del modelo en las variables de entradas.

Por otra parte, al igual que en el caso anterior, se obtuvo como resultado que el consumo de cal mezcla estimado por el modelo (21,19 ton) fue significativamente inferior en comparación con el consumo obtenido por el fundidor, que fue 33,30 ton.

Como se puede notar el modelo estima un consumo de cal mezcla mucho más eficiente que el utilizado por el fundidor, pues esta en función de la composición química de las materias primas. Sin embargo, con dicho consumo y empleando un flujo de HRD con bajo nivel de eficiencia, el cual generó una temperatura elevada (1623° C), se estima que se tendrá un P disuelto en el acero fuera de la especificación, pues como se analizó al principio de este capitulo bajo estas condiciones, que no son las idóneas; termodinámicamente hablando, los fosfatos de cales contenidos en la escoria, se hacen inestable y ocurre la liberación del P_2O_5 que posteriormente reacciona con el C y Fe disuelto en el acero, generando así la refosforación.

Lo anterior es precisamente lo que ocurrió en la colada de análisis, y que a modo de validación, se obtuvo un contenido de P disuelto en el acero 0,056%; siendo mayor a la especificación que es 0,015%; y es por ello el alto consumo de cal mezcla utilizado por el fundidor para disminuir los niveles de P en el acero en la etapa final de sangrado del proceso de aceración primaria, donde se llego a obtener 0,018%.

Estos resultados, demuestra la fuerte influencia que tiene el modelo de predisposición del flujo de HRD en la estimación del flujo de Cal mezcla. Pues de nada interesa realizar un consumo eficiente de la cal si no se lograr obtener las condiciones termodinámicas para cumplir la calidad del producto al finalizar la etapa fusión del proceso de aceración primaria, porque de igual forma se alargarían los tiempos de procesamiento de fabricación del acero.

Es por ello, que estos tipos de casos son descartados del análisis referido al beneficio que se tendría en el tiempo de procesamiento del acero y consumo de cal, a través del modelo propuesto.

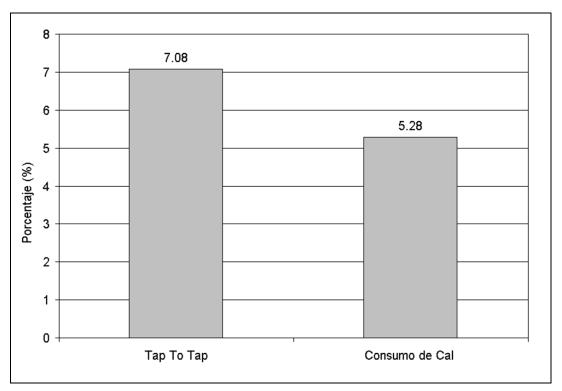
En donde se obtuvo como resultado que con el modelo se logra fabricar una colada de acero líquido de 200 toneladas en un tiempo promedio de 118 min, que es significativamente menor en comparación al tiempo utilizado por el fundidor que en promedio es 127,27 min, lo que representa una reducción de 8,89 min por colada. En el caso del consumo de cal se logro obtener una

reducción de 1190 Kg (1,19 ton) por colada, tal y como se muestra en la tabla 4.6.

Tabla 4. 6: Comparación promedio del consumo de cal y el tap to tap entre el modelo vs real

Indicadores	Valores		Doggéog
Indicadores	Real	Modelo	Desvíos
Tap to Tap (min)	127.27	118.38	-8.89
Peso de la Cal (Ton)	23.30	22.11	-1.19

Esto; a su vez, representa un ahorro del tiempo de fabricación de acero y del consumo de cal mezcla en el orden de 7,08% y 5,28%; respectivamente, tal y como se ilustra en la gráfica 4.18.



Gráfica 4. 18: Ahorro porcentual teórico del tap to tap y consumo de cal mezcla por medio del modelo propuesto.

Es bueno destacar que los resultados deben ser considerados como referenciales teóricos y es necesario realizar una validación en frío del mismo directamente en planta, una vez que este operativa.

Determinar posibles mejoras o impacto sobre los costos de producción de acero a partir del modelo matemático propuesto

En la sección anterior se obtuvo, el ahorro estimado que se tendría en cuanto al tap to tap (tiempo de fabricación de acero) y el consumo de cal mezcla promedio a través del modelo desarrollado. Al considerar el impacto que tiene en la fabricación de acero anualmente, el resulta es verdadera muy significativo, tal y como se detalla a continuación.

En la tabla 4.7, se especifica el impacto que tiene el modelo sobre la productividad del proceso. En donde, evidentemente al diminuir el tap to tap en un promedio de 8,89 min por colada (estimado por el modelo), se logra aumentar la productividad del horno, pasando de 94,29 a 101,37 ton/h. Teniéndose como resultado con el tiempo empleado por el fundidor que logró fabricar 2647 coladas (datos que representa el 43 y 14% de coladas fabricadas con un nivel de eficiencia Nro. 3 y 4, respectivamente, según análisis anteriores), el modelo con ese mismo tiempo, hubiese fabricado adicionalmente 199 coladas para llegar a un total de 2845 coladas. Así pues, asumiendo que cada colada tiene un peso de 200 ton, a través de modelo se logra aumentar la toneladas de acero líquido producido con una diferencia de 39744,45 ton; adicionales al utilizado por el fundidor.

Tabla 4. 7: Comparación de la producción de acero líquido acumulado desde Enero 2014 hasta Diciembre 2015.

Indicadores	Valor Real	Valor Estimado	Desvío
Tap to Tap (min)	127.27	118.38	-8.89
Productividad (Ton/h)	94.29	101.37	7.08
Nro. Coladas Fabricadas	2647	2845	199
Acero Producido (Ton)	529302.00	569046.45	39744.45

Por otra parte, en la tabla 4.8, se especifica el impacto que tiene el modelo sobre el costo de producción de acero. En donde, se evidencia, que

al disminuir el consumo de cal mezcla en un promedio de 1,19 ton por colada; implicaría reducir el costo de consumo de cal en 1203,09 BsF por toneladas de acero líquido fabricado. Teniéndose como resultado, un ahorro de 636 millones de bolívares, para fabricar 2647 coladas de 200 ton, derivados de la disminución del tap to tap.

Tabla 4. 8: Comparación de los costos en el consumo de cal acumulado desde Enero 2014 hasta Diciembre 2015.

Indicadores	Valor Real	Valor Estimado	Desvío
Peso de la Cal (Ton)	23,30	22,11	-1,19
Costo de Cal (BsF/Ton)	23.498,05	22.294,96	-1.203,09
Costo de Producción (MBsF)	12437.56	11800.77	- 636.80

LISTA DE REFERENCIAS

- Águeda, E., García, L., Gómez, T., Gracia, J. & Navarro, J. (2008).

 Mecanizado básico. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=_Hhs4D5rKT8C&pg=PA15&dq=E
 I+Acero+es+una+aleaci%C3%B3n+de+hierro+y+carbono&hl=es419&sa=X&ved=0CEcQ6AEwCDgKahUKEwivg_33iq7IAhVLVD4KHV7
 BUY#v=onepage&q=El%20Acero%20es%20una%20aleaci%C3%B3n
 %20de%20hierro%20y%20carbono&f=false
- ALACERO (Mayo, 2010). Sitio Web Institucional. [Página web en línea], disponible:

 http://www.alacero.org/acero/Paginas/ProcesoSiderurgico.aspx.
- Alameddine, S., Bowman, B., Paege, S., & Stafford, P. (2009). Innovation in EAF and in steelmaking processes. Este trabajo fue presentado en la conferencia de la AIM. Milano-Italy.
- Arias, F. (2006). El proyecto de investigación: Introducción a la metodología científica. (5ª ed.). Caracas: Episteme.
- Astigarraga J. (1995). Hornos de arco para fusión de acero. Colombia: Mcgraw-Hill.
- Ayuga, f. (1995). Los empujes del material almacenado en silos. Rev. Informes de la contracción, 46 (436), pp. 27-34.
- Balestrini, M. (2006). Cómo elaborar el proyecto de investigación. (7ª ed.). Caracas: BL Consultores Asociados.
- Bianchi, M. & Langella, R. (2000). Trabajo presentado en el congreso AISE 2000, Pittsburgh, PA, EE.UU.
- Brito J. (2008). Diseño de un control automatizado para La alimentación de cal mezcla en función del HRD para ajustar la basicidad binaria de la escoria del horno eléctrico #1 de la acería de planchones de Ternium SIDOR. Trabajo de Grado no publicado.

- Bucciarelli, B., Torga, G., Sabugal, F., Díaz, F., & Lardizabal, M. (2011). Evolución en el control del fósforo en la acería de Tenaris SIDERCA. Trabajo presentado en 18^a Conferencia de Acería del IAS, Rosario, Santa Fe, Argentina.
- Cárdenas, J.; Conejo, A., & Gnechi, G. (2007). Optimization of energy consumption in electric arc furnaces operated with 100% DRI. Hradec nad Moravicí, 22, 1-7
- Castro, J., & Echeverría, F. (Eds.). (2001). Introducción a las técnicas de computación inteligente. Venezuela: Universidad de los Andes.
- Cicutti, C. & Aranda, V. (2003). Equilibrio de las reacciones metla-escorias en los hornos eléctricos de SIDERCA. Informe CINI 2084/03.
- Conejo, A., & Cárdenas, J. (2006). Energy consumption in the EAF with 100% DRI. AISTech Proceddings. 1, 529-535.
- Conejo, A., Torres, R., & Cuellar, E. (1999). Análisis industrial de la reducción del óxido de hierro mediante la inyección de finos de carbón al horno eléctrico de arco. Rev. Metal. Madrid, 35(2), 111-125.
- Degarmo, E., Black, J., & Kohser, R. (2002). *Materiales y procesos de fabricación*. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=m2swZYTsrVIC&lpg=PA355&dq=fabricaci%C3%B3n%20de%20acero%20con%20hornos%20de%20arco%20el%C3%A9ctricos&pg=PR3#v=onepage&q=fabricaci%C3%B3n%20de%20acero%20con%20hornos%20de%20arco%20el%C3%A9ctricos&f=false
- Enríquez, J., Tremps, E., Fernández, D., & Bengy S. (2009). *Monografías sobre tecnología del acero, Parte I: ACERÍA ELÉCTRICA*. Madrid: Creative Commons.
- Falk, D., Klaus, H., Lernet, F. & Schlossorsch, B. (1986). Metalotecnia fundamental. Recuperado de:

- https://books.google.co.ve/books?id=hjvnaD7RBSIC&lpg=PA98&dq=Proceso%20Siemens-
- Martin&pg=PR4#v=onepage&q=Proceso%20Siemens-Martin&f=false
- Feliu, G. & Sudirá, C. (2013). *Introducción a la historia económica mundial*. Recuperado:https://books.google.co.ve/books?id=gBh2AwAAQBAJ&lp g=PT119&dq=Historia%20de%20la%20Fabricaci%C3%B3n%20de%20Acero&pg=PT119#v=onepage&q=Historia%20de%20la%20Fabricaci%C3%B3n%20de%20Acero&f=false
- Fleischer, M. & Apfel, J. (2015). Intelligent and holistic electric steelmaking.

 Trabajo presentado en la conferencia Metec & 2ND ESTAD,

 Düsseldorf, Alemania.
- Flórez, R. & Fernández, J. (2008). Las redes neuronales artificiales:

 Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=X0uLwi1Ap4QC&lpg=PA29&dq=
 Topolog%C3%ADa%20de%20las%20Redes%20Recurrentes&pg=PA
 4#v=onepage&q=Topolog%C3%ADa%20de%20las%20Redes%20Re
 currentes&f=false
- Gallejo, E. (2006). Simulación de empujes del material almacenado en silos con modelos de comportamiento del material no elásticos. Tesis doctoral. Universidad politécnica de Madrid, Madrid.
- García, C. (2011). Optimización del proceso de formación de escoria espumosa en los hornos eléctricos de acerías de planchones de Sidor.
 Tesis de grado no publicada para optar al titulo de Ingeniero Químico.
 Universidad Nacional Experimental "Francisco de Miranda"; Punto Fijo.
- García, W. (2002). Implementación de prácticas de escorias espumosa en los EAF de la acería eléctrica de planchones de Sidor, C.A. Trabajo especial de grado no publicado como requisito parcial para optar al título de Especialista en Siderurgia. Universidad Simón Bolívar; Caracas.

- Ghosh, A. & Chatterjee, A. (2008). *Ironmaking and steelmaking: Theory and Practice*. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=7_GcmB4i_dsC&pg=PA39&dq=History+steelmaking+process&hl=es-419&sa=X&ved=0CFAQ6AEwB2oVChMlk-rX4JauyAlVgzk-Ch1OJA2b#v=onepage&q=History%20steelmaking%20process&f=false
- Groover, M. (1997). Fundamentos de manufactura moderna: Materiales, procesos y sistemas. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=tcV0l37tUr0C&pg=PA147&dq=El+Acero+es+una+aleaci%C3%B3n+de+hierro+y+carbono&hl=es-419&sa=X&ved=0CBsQ6AEwAGoVChMlzOf66YquyAlVSx0-Ch2cEQkg#v=onepage&q=El%20Acero%20es%20una%20aleaci%C3%B3n%20de%20hierro%20y%20carbono&f=false
- Harmsen, T. (2005). Diseño de estructuras de concreto armado. (4 ta ed.).

 Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica del Perú: Lima,
 Perú. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=Gr3Ga9__NB4C&lpg=PA513&dq
 =Los%20Silos%20son%20estructuras&hl=es&pg=PP10#v=onepage&
 q=Los%20Silos%20son%20estructuras&f=false
- Hernández, R., Fernández, C. & Baptista, P. (1998). *Metodología de la investigación.* (2ª ed.). México: McGraw-Hill.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, *2*, 359-366.
- Issouribehere, F. (2006). Medición, caracterización y compensación de flicker en hornos de arco eléctrico. Tesis doctoral, Universidad Nacional de la Plata: México.
- Jaccard, L. (2011). Operación del horno eléctrico de arco: con ejemplos.

 Trabajo presentado en 18^a Conferencia de Acería del IAS, Rosario,
 Santa Fe, Argentina.

- Jenike, A., & Johanson, J. (1968). Bins loads. Journal of structure division proceeding of the ASCE 94 (ST4): 1011-1041.
- Jenike, A. (1965). Gravity flow of frictional cohesive solids convergence to radial stress fields. Journal of Appl. Mech. Series E 32:205-307.
- Jiang, R. & Fruehan, J. (1991). Metall. Trans. B, 26B, 481-489.
- Johanson, J. (1969). Stress and velocity fields in the gravity flow of bulk solids. Journal of Appl. Mech. Series E86: 499-506.
- Jones, J., Bowman, B., & Lefrank, P. (1998). Electric furnace steelmaking. En Fruehan, J. (Ed.). The making, shaping and treating of steel, 11th edition steelmaking and refining volume (pp. 525-660). Pittsburgh: The AISE Steel Foundation. ISBN: 0-930767-02-0
- Kalpakjian, S., & Schmid, S. (2002). *Manufactura, ingeniería y tecnología*. (4ª ed). México: Pearson Educación.
- Khatib, J. (2009). Sustainability of construction materials. Recuperado de: https://books.google.co.ve/books?id=4VCkAgAAQBAJ&pg=PA150&dq =Steel+Sustainability&hl=es-419&sa=X&ved=0CCoQ6AEwAmoVChMI-ZqNsZOuyAlViTs-Ch3bFAzT#v=onepage&q=Steel%20Sustainability&f=false
- Kim, V. (1959). Davleine zerna i sovershenstvovanie konstrukstii. Moscow: Khleboissdat.
- Köhle, S. (1992). Variables influencing electric energy and electrode consumption in electric arc furnaces. MPT International, (6), 48-53.
- Köhle, S. (2002). Recent improvements in modeling energy consumption of electric arc furnaces. 7th European Electric Furnace Conference, Associazione Italian di Metalurgia, Venice, Italy, 26-29 May 2002, Vol. 1, 1305-1314.
- Kordos, M., Blachnik, M. & Wieczorek, T. (2011). Temperature prediction in electric arc furnace with neural network tree. En Honkela, T., Duch, W.,

- Girolami, M. & Kaski, S. (Eds.), *Artificial neural networks and machine learning ICANN 2011.* 21st International conference on artificial neural networks Espoo, Finland, June 2011, Proceedings, part II (pp. 71-78). Berlin: Springer. doi: 10.1007/978-3-642-21738-8.
- Krause, P. (1992). *The battle for homestead 1880-1892*. Recuperado de: https://books.google.co.ve/books?id=goegG3OUpFUC&lpg=PA367&d q=Cementing%20technique%20for%20steelmaking%20%2C%20Benj amin%20Huntsman&pg=PR3#v=onepage&q=Cementing%20technique%20for%20steelmaking%20,%20Benjamin%20Huntsman&f=false
- Krauss, G. (2015). Steels: Processing, structure and performance.

 Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=ETJ7CgAAQBAJ&lpg=PA13&dq=
 History%20steelmaking%20process&pg=PR1#v=onepage&q=History
 %20steelmaking%20process&f=false
- Kvapil, R. (1965). Gravity flow of granular materials in hoppers and bins. Int. Journal Rock Mech. Mining Sci. 2:35-41.
- Labrador, D. (2012). Desarrollo de un modelo experimental para determinar sistemáticamente el patrón de carga de cal, coque, oxígeno y HRD durante el proceso de fusión primaria en la acería de planchones de SIDOR, C.A. (Tesis de Maestría). Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre", Puerto Ordaz.
- Laparra, M. (1999). La fabricación de aceros en hornos eléctricos de Arco en planta SIDEGUA. Tesis de grado publicada para optar al título de Ingeniero Mecánico. Universidad de San Carlos de Guatemala; Guatemala.
- Lenczner, D. (1963). An investigation into the behaviour of sand in a model silo. Struct. Engineer 41 (12): 389-398
- Lizcano, C. (1996). Balance Termodinámico de la fabricación de acero. (Tesis de Maestría). Universidad Autónoma de Nuevo León, San Nicolás de los Garza.

- Logar, V.; Dovzan, D., & Skrjanc, I. (2012). Modeling and validation o fan electric arc furnace: Part 2, thermo-chemistry. ISIJ International, 52 (3), 413-423.
- Martell, F. *et al.* (2013). Theoretical estimation of peak arc power to increase energy efficiency in electric arc furnaces. ISIJ International, 53 (5), 743-750.
- Martínez, L. (1989). *Acero*. Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=caoaQr4eqJ8C&lpg=PT59&dq=El

 %20Acero&pg=PT1#v=onepage&q=El%20Acero&f=false
- Mateos, J. (2010). Análisis y optimización de costes en una planta de procesado y producción de acero. Proyecto fin de carrera no publicada para optar al título de Ingeniero Mecánico. Escuela Politécnica Superior de la Universidad Calos III; Madrid.
- Matich, D. (2001). Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones.

 Cátedra de Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos—

 Orientación I.
- Matsuura, H., & Fruehan, R. (2009). Slag foaming in an electric arc furnace. ISIJ international, 49 (10), 1530-1535.
- Moghadasian, M., & Alenasser, E. (2011). Modelling and artificial intelligence-based control of electrode system for an electric arc furnace. *JEMMA*, 3, 47-55.
- Morales, J., & Sánchez, J. (2003). *Física y Química*. Recuperado de: https://books.google.co.ve/books?id=qx7Tw_7XxM4C&dq=Definici%C 3%B3n+de+Siderurgia&source=gbs_navlinks_s
- Morales, R., Lule, R., López, F., Camacho, J., & Romaero, J. (1995). The slag foaming practice in EAF and its influence on the stelmaking shop productivity. ISIJ International, 35 (9), 1054-1062.

- Morales, R., Rodríguez, H., Vargas, A., & Conejo, A. (2002). Concept of dynamic foaming index and its application to control of slag foaming in electric arc furnace steelmaking. IEEE, 29, 445-453.
- Morales, R., Conejo, A. & Rodríguez, H. (2002). Process dynamics of electric arc furnace during direct reduced iron melting. Metallurgical and Materials Transactions B, 33 (2), 187 199.
- Moreno, E. (2005). *Tecnología de producción del ferrosilicio*. (3^{ra}. ed.). Venezuela: Ferroatlántica de Venezuela.
- Morral, F., Jimeno, E., & Molera P. (Eds.). (1985). *Metalurgia general*. Barcelona, España: Reverté.
- Nacelle A. (2009). *Redes Neuronales Artificiales*. Universidad del país vasco, Uruguay.
- Namakforoosh, M. (2003). *Metodología de la investigación*. (2ª ed.). México: Limusa.
- Oropeza, M., López, J., Pérez, A., & Ucar, J. (Mayo, 2008). Contribuciones para el control del fósforo cuando se utiliza mineral reducido de hierro. Revista Metalurgia, 35 (2), 479-490.
- Pérez, J. (2002). Modelos predictivos basados en redes neuronales recurrentes de tiempo discreto. Tesis doctoral, Universidad de Alizante,
- Porras, S. & Monte, E. (2013). Modelos neuronales aplicados en economía:

 Casos prácticos mediante mathematica / Neuronal Netowoorks.

 Recuperado de:
 - https://books.google.co.ve/books?id=MTkO3914w5wC&lpg=PA40&dq =Topolog%C3%ADa%20de%20las%20Redes%20Recurrentes&pg=P A4#v=onepage&q=Topolog%C3%ADa%20de%20las%20Redes%20Recurrentes&f=false

- Pretorius, F., & Calister, R. (1998). Foamy slag fundamental and their practical application to electric furnace steelmaking. Presentado en la 56th conferencia de hornos eléctricos.
- Ríos, A. (2003). Metodologías para la construcción de sistemas de detección y diagnóstico de fallas. Tesis doctoral, Universidad de los Andes: Venezuela.
- Rivero, A. (2009). Evaluación de las pérdidas producidas en el manejo del HRD en la planta de cribado, necesario para compensar el balance de masa entre las plantas reductoras y las acerías eléctricas en la siderúrgica "Alfredo Maneiro". TSU, Universidad Nacional Experimental de Guayana: Guayana, Venezuela.
- Rojas, M. (2012). Estudio del consumo de cal, coque, oxígeno y HRD en el proceso de formación de escoria espumosa en el HE-5 de la acería de planchones de Sidor, C.A. Trabajo de Grado no publicado como requisito parcial para optar al título de Ingeniero Metalúrgico. Universidad Nacional Politécnica "Antonio José de Sucre": Puerto Ordaz.
- Rojas, M., Prado, O., Carvajal, O., & Higuerey, R. (2013). Impacto del consumo de cal, coque, oxígeno y HRD en la formación de escoria espumosa durante el proceso de aceración primaria en hornos de arco eléctrico. *Rev. Universidad, Ciencia y Tecnología*, 17 (67), 134-140.
- Rolston, D. (1990). *Principios de inteligencia artificial y sistemas expertos*. McGraw-Hill: Colombia.
- Ruiyu, Y. (2002). Considerations on steel manufacturing process. ISIJ International, 42(10), 1061-1064.
- Sadeghian, A. & Lavers, J. (1999). Application of radial basis function Networks to model electric arc furnaces. *IJCNN*, *6*, 3996-4001. doi: 10.1109/IJCNN.1999.830798.

- Safarian, S. & Harris, E. (1985). Design and construction of silos and Bunkers. Van Nostrand Reinhold Company: New York.
- Salkind, N. (1999). Métodos de la investigación. México: Prentice Hall.
- Santos, M. (2011). Aplicaciones exitosas de control inteligente a casos reales. Rev. Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, 1-8.
- Sesselman, R., Wahlers, F., Zocher, H. & Poppe, T. (1995). Regulación de los electrodos en los hornos eléctricos mediante redes neuronales artificiales dinámicas. Trabajo presentado en el 9ª Congreso Europeo de la acería eléctrica, París, Francia.
- Shujiang, L., Xianwen, G. & Tianyou, C. (1997). Fuzzy neural network compound control and its applications for dust trapo f electric arc furnace. *IEEE*, *1*, 227-231. doi: 10.1109/ICIPS.1997.672771.
- Silva, C. (2009). Implementación de un algoritmo de control neuronal recurrente en FPGA y DSP para sistemas dinámicos. Tesis de pregrado, Universidad Autónoma de Querétaro, México.
- Simpson, P., Berhart, R. & Dobbins. (2001). *Introducción a las técnicas de computación inteligente*. Mérida, Venezuela.
- Spiegel, M. & Stephen, L. (2009). Estadística. (4ª ed.). México: Mcgraw-Hill.
- Staib, W. (1992). Utilización de redes neuronales en hornos eléctricos. Trabajo presentado en el 5ª Congreso Europeo de la acería eléctrica, París, Francia.
- Staib, W., & Staib, R. (1992). The intelligent arc furnace controller: a neural network electrode position optimization system for the electric arc furnace. IEEE, 3, 1-9. doi: 10.1109/IJCNN.1992.227045.
- Téllez, E. (Abril, 2011). Distorsión Armónica. Automatización, Productividad y Calidad, S.A. de C.V. [Documento en línea]. Disponible en: http://www.watergymex.org/oloyemantenimiento.htm#Título5.

- Ternium. (sf.). Procesos y Productos. Introducción a los Procesos y Productos de SIDOR. Venezuela.
- Trevor, W. & Derry, T. (1990). *Historia de la tecnología: desde 1990 hasta*1950 (I). Recuperado de:

 https://books.google.co.ve/books?id=Uex46HkyPacC&lpg=PA177&dq=
 Historia%20de%20las%20tecnologias%20para%20fabricar%20acero&
 pg=PR2#v=onepage&q=Historia%20de%20las%20tecnologias%20par
 a%20fabricar%20acero&f=false
- Turkdogan, E., & Freuhan, R. (1998). Fundamentals of iron and steelmaking. En Fruehan, J. (Ed.). The making, shaping and treating of steel, 11th edition steelmaking and refining volume (pp. 13-157). Pittsburgh: The AISE Steel Foundation. ISBN: 0-930767-02-0
- Vallina, M. (2013). *Tecnología industrial I*. Recuperado de: https://books.google.co.ve/books?id=N6HDCAAAQBAJ&lpg=PA139&dq=Proceso%20Siemens%20-%20Martin%20para%20fabricaci%C3%B3n%20de%20acero&pg=PA2#v=onepage&q=Proceso%20Siemens%20-%20Martin%20para%20fabricaci%C3%B3n%20de%20acero&f=false
- Valverde, R. (1999). Control de Sistemas mediante Redes Neuronales Aprendizaje por Refuerzo. Tesis doctoral, Universidad Carlos III de Madrid: España.
- Vázquez, E. (2006). Simulación de empujes del material almacenado en silos con modelos de comportamiento del material elástico. Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Madrid: Madrid.
- Wikipedia. Sitio Web Institucional. [Página web en línea], disponible: http://es.wikipedia.org/wiki/Transformador#mediaviewer/File:Transformer3d_col3_es.svg

Williams, D. & Gracey, A. (1996). Mantenimiento y funcionamiento de los silos. FAO: Roma. Recuperado de:
https://books.google.co.ve/books?id=kJ1qleaxg8C&lpg=PA21&dq=Silos%20para%20almacenamiento%20de%2
0material&hl=es&pg=PR1#v=onepage&q=Silos%20para%20almacena
miento%20de%20material&f=false

Williams, R. (1983). *Control and análisis in iron and steelmaking*. Recuperado de:

https://books.google.co.ve/books?id=m_okBQAAQBAJ&pg=PA129&dq =History+steelmaking+process&hl=es-419&sa=X&ved=0CEgQ6AEwBmoVChMIk-rX4JauyAlVgzk-

Ch1OJA2b#v=onepage&q=History%20steelmaking%20process&f=fals

- Wilson, E., Kan, M. & Mirle, A. (s.f.). Intelligent Technologies for electric arc furnace optimization. ISS technical paper. pp. 1-6.
- WorldSteel (Febrero, 2015). Sitio Web Institucional. [Página web en línea], disponible:

http://www.worldsteel.org/statistics/crude-steel-production.html

CONCLUSIONES

- La formación de una escoria balanceada (espumosa) ideal para una desfosforación efectiva y protección del material refractario durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, se logra bajo una condición termodinámica ideal: una temperatura en el rango de 1535 a 1575 °C, el indicador ITHD menores a 1,5% y un índice de basicidad binaria comprendido entre 2 y 2,6.
- El modelo del sistema integral propuesto conformado por los tres módulos matemáticos, permite predisponer un flujo de HRD y cal mezcla durante la etapa fusión del proceso de aceración primaria en el horno eléctrico, que asegura la condición termodinámica ideal para la protección del material refractario y desfosforación del acero.
- La aplicación de la técnica de control inteligente basado en ANN, permite modelar el comportamiento no lineal del proceso de aceración primaria en horno eléctrico, en este caso, ideal para la predisposición del flujo de HRD.
- El modelo de predisposición de flujo de cal mezcla es muy dependiente del dato químico real de las materias primas (Cal y HRD) utilizado durante colada en producción.
- El modelo de adquisición y seguimiento de datos, permite desfasar la química del material en correlación con su peso desde cribado hacia las tolvas a boca del horno, mediante un muestreo acumulativo rutinario recolectado en la cinta C14.
- El sistema integral del modelo matemático propuesto basado en un control inteligente de proceso dinámico, estima una reducción del Tap To Tap en torno al 7,08% y una reducción del consumo de cal en 5,28%
- El sistema integral del modelo matemático propuesto basado en un control inteligente de proceso dinámico, estima un aumento de la productividad en torno al 7,51% y un ahorro económico de 1203,09 BsF por toneladas de acero líquido producido.

RECOMENDACIONES

- Validar el modelo matemático desarrollado mediante pruebas off-line directamente en el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico en estudio.
- Se recomienda al momento de emplear el modelo matemático propuesto, utilizar condiciones operativas que se encuentren dentro del rango permisible con las cuales fue diseñado el sistema del modelo matemático.
- Establecer mediante la predicción del modelo matemático propuesto, un análisis referido al consumo del material refractario, desgaste de los electrodos y consumo energético durante el proceso de metalurgia primaria en el horno eléctrico en estudio; de tal manera, que se pueda determinar posibles beneficios, en cuanto a costo y producción se refiere.
- Implementar en línea, el modelo matemático propuesto.
- Desarrollar nuevos modelos basados en redes neuronales artificiales con distintitos patrones carga metálica e incluso distintos patrones de composición química del HRD siguiendo la metodología empleada en el presente trabajo, que aplique a diferentes tipos de calidad de acero, según la norma de especificación para su fabricación.
- Se recomienda, que el modelo de adquisición y seguimiento de datos, se mantenga operativo de forma continua, para evitar aquellas casos en los que el silo o tolva tengan un material retenido sin identificación (sin especificación química), en donde el modelo de predisposición del flujo de cal no actuará durante el proceso de aceración primaria en el horno eléctrico.