

UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPTO. ING. INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA
SR. CARLOS TORRES N.



UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO

“PROPUESTA DE MODELOS PREDICTIVOS PARA PRONOSTICAR LOS PORCENTAJES DE AZUFRE, CARBONO Y SILICIO EN EL PROCESO SIDERÚRGICO DE FABRICACIÓN DE ARRABIO, DE LA COMPAÑÍA DE ACEROS DEL PACÍFICO”

“Trabajo de Titulación presentado en conformidad a los requisitos para obtener el título de Ingeniero Civil Industrial”

Concepción, Marzo de 2014

GUSTAVO ADOLFO PARRA VALENZUELA

AGRADECIMIENTOS:

Primeramente quisiera agradecer a Dios por gran misericordia que ha tenido de mi vida y por el privilegio que me da de ser su hijo, ya que si no hubiera sido por él yo no estaría en este mundo, ni mucho menos estaría en esta instancia de estar a punto de ser un profesional, le agradezco porque muchas veces a los largo de estos años vi su mano a mi favor, cuando más necesite de su ayuda él estuvo ahí.

También quisiera agradecer el apoyo incondicional de mis padres Jacinto y Marta, que son las personas que siempre estuvieron ahí aconsejándome, siempre preocupados de mí, de que nada me faltara, mi madre orando por mí para que Dios me guiara en todo, así como mi padre yo sé que también lo hacía, a mi padre por su sacrificio diario trabajando para así evitar de que nada me faltara, y mi madre siempre con su consejo cuando viajaba a concepción; “Ora, come y estudia”, agradecer a mi hermana que siempre estuvo preocupada de mi de que me fuera bien y en lo que podía ayudarme lo hacía, y sé que en sus oraciones también me tenía presente.

Agradecer a mis padres espirituales, Moisés Vásquez y Lorena Martínez que siempre estuvieron preocupados de mí, dándome sabios consejos los cuales he podido guardar, así como también a los siervos de Dios con los que compartí de pequeño mi Pastor Cesar Vásquez y Elsa Vega por medio de los cuales Dios me entregó grandes bendiciones. A cada uno de mis hermanos que siempre me preguntaban y se preocupaban por saber cómo me iba, deseándome siempre bendiciones, y sé que más de alguna vez me tuvieron en sus oraciones. Por último y no por eso menos importante a cada uno de mis hermanos y amigos que tuve en este procesos universitario, Camila, Marcelita, Betzabé, Katy, Julieth, Coke, David, Iván, Jona, Chavi, Javier S, José, Nico, Felipe, Romi, Rodrigo C, Karen, Javier C, Hilton, Milenko, Fabian, Lucho, Ruth, Jess, Jimena, Tamy, sin duda son las persona que Dios colocó a mi lado, por eso se lo agradezco ya que son hermosas personas.

Gustavo Parra Valenzuela

RESUMEN.

El objetivo de esta investigación es proponer modelos predictivos para la determinación de niveles de azufre, carbono y silicio presentes en la fabricación de arrabio, para con ello tener un mayor control de estos elementos y así no generar pérdidas monetarias a causa de producir arrabio fuera de las especificaciones estipuladas dentro del área de alto horno de la Compañía de Aceros del Pacífico.

Para ello se analizó primeramente el funcionamiento del sistema productivo del alto horno, recabando información en terreno, principalmente desde el departamento de operaciones del alto horno, realizando juntas y reuniones con el personal de esta área, producto de estas se obtuvo valiosa información debido a la experiencia con que cuenta este personal.

Al mismo tiempo se hizo un análisis exhaustivo de literatura, tanto de libros, bases de datos, artículos e investigaciones de modelos predictivos, recabando información tanto de sus características, como las aplicaciones en distintas áreas de estos modelos.

Los modelos predictivos generados fueron obtenidos en base a las características de sus predicciones, ya que para esta investigación se necesitaba obtener modelos que fueran precisos en el corto plazo, para ello se definió finalmente utilizar y hacer un análisis comparativo de un modelo del tipo ARIMA versus un modelo de Regresiones Múltiples, estos para cada uno de los elementos en estudio.

Finalmente se pudo obtener un modelo para cada una de las variables en estudio, generándose así una nueva herramienta para el departamento de operaciones de alto horno, con la cual se puede llevar un mayor control de su producción, y así al tener un mayor control, se evita la generación de grandes pérdidas monetarias para CAP Aceros por concepto de tener producción de arrabio fuera de las especificaciones técnicas ya definidas.

INDICE DE CONTENIDOS.

Capítulo 1: INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. Título del proyecto:.....	1
1.2. Origen del tema:.....	1
1.3. Justificación del tema:	2
1.4. Objetivos del Estudio:.....	4
1.4.1. Objetivo General:.....	4
1.4.2. Objetivos Específicos:	4
1.5. Alcances o ámbitos del estudio:.....	4
1.6. Metodología propuesta:.....	5
1.7. Resultados esperados:.....	5
Capítulo 2: DESCRIPCIÓN DE LA SITUACIÓN ACTUAL.....	6
2.1. Objetivo del capítulo.....	6
2.2. Descripción y antecedentes de la empresa CAP Acero.....	6
2.3. Proceso siderúrgico de la Compañía Siderúrgica Huachipato	7
2.3.1. Materia prima para el proceso siderúrgico	7
2.3.2. Proceso de Reducción del Alto Horno.....	9
2.4. Descripción del Proceso de la Unidad de Altos Hornos	10
2.4.1. La Producción del Arrabio	10
2.4.2. Reacciones que se realizan en el Alto Horno.....	12
2.5. Productos del Alto Horno	12
2.5.1. Diagrama de proceso del Alto Horno	12
2.5.2. El Arrabio	13
2.5.3. Elementos del Arrabio.....	14

2.5.4. Subproducto Escoria	18
2.6. Problemática dentro de la producción de arrabio	20
Capítulo 3: REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	23
3.1. Series de tiempo	23
3.2. Test de estacionariedad	24
3.2.1. Test de Dickey-Fuller (DF)	25
3.2.2. Dickey-Fuller Aumentado (DFA)	26
3.3. Modelos de Series Temporales	27
3.4. Métodos Causales de Pronósticos	34
3.5. Pruebas Estadísticas	39
3.5.1. Correlación	39
3.5.2. Test de hipótesis	39
3.5.3. Test de residuales	40
3.5.4. Aplicaciones	40
Capítulo 4: ANÁLISIS DE VARIABLES Y ALTERNATIVAS DE PRONOSTICOS. ...	47
4.1. Análisis de las posibles variables explicativas del porcentaje de Azufre, Carbono y Silicio	47
4.2. Análisis de los datos	49
4.2.1. Análisis estadístico y estacionariedad de variables dependientes	50
4.3. Generación y análisis de modelos predictivos de Azufre, Carbono y Silicio	53
4.3.1. Métodos causales de pronósticos	53
4.3.2. Modelos de series de tiempo, ARIMA o de Box-Jenkins	60
4.3.3. Modelos de regresiones múltiples con diseño de experimentos	71
Capítulo 5: PROPUESTA Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	80
5.1. Resultados de modelos ARIMA y de Regresiones Múltiples para elementos del Arrabio	81
5.2. Análisis comparativo de modelos predictivos	83

5.3. Grafica de predicciones.....	85
5.4. Validación de los modelos.....	86
5.4.1. Modelos de Regresiones Múltiples con diseño de experimento del Azufre, Carbono y Silicio.....	86
5.4.2. Test de residuos para porcentaje de Azufre, Carbono y Silicio	89
5.5. Discusión de resultados	90
Capítulo 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	94
6.1. Conclusiones.....	94
6.2. Recomendaciones.....	96
BIBLIOGRAFÍA:	97
REFERENCIAS:.....	98
ANEXO.....	103
Anexo A: Glosario	103
Anexo B: Estacionariedad de variables.....	105
Anexo C: Análisis de Autocorrelación Simple, Autocorrelación Parcial.....	112
Anexo D: Predicciones versus datos reales y residuales.....	113
Anexo E: Test de residuales	115

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla N°1.1 : Rangos de variación especificados.....	2
Tabla N°2.1 : Principales materias primas del Alto Horno.	7
Tabla N°2.2 : Análisis químico del arrabio.	13
Tabla N°2.3 : Arrabio tirado a piso y fuera de especificaciones.....	21
Tabla N°2.4 : Arrabio tirado a piso y fuera de especificaciones.....	21
Tabla N°3.1 : Modelos de Series de Tiempo.	28
Tabla N°3.2 : Modelos de pronósticos causales.....	35
Tabla N°3.3 : Aplicaciones de modelos predictivos.	41

Tabla N°4.1 : Test de Dickey-Fuller Aumentado para probar estacionariedad del Azufre	51
Tabla N°4.2 : Test de Dickey-Fuller Aumentado para probar estacionariedad del Silicio	52
Tabla N°4.3 : Salida N°1 para % Azufre	54
Tabla N°4.4 : Salida N°2 para % Azufre	55
Tabla N°4.5 : Salida N°1 para % Carbono	56
Tabla N°4.6 : Salida N°2 para % Carbono	57
Tabla N°4.7 : Salida N°1 para % Silicio	58
Tabla N°4.8 : Salida N°2 para % Silicio	59
Tabla N°4.9 : Errores para opciones de modelos ARIMA	62
Tabla N°4.10 : Comparación de modelos para % Azufre	62
Tabla N°4.11 : Resumen de modelo ARIMA(0,0,2) de % Azufre	633
Tabla N°4.12 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de Modelo ARIMA(0,0,2)para % de Azufre	64
Tabla N°4.13 : Errores para opciones de modelos ARIMA	666
Tabla N°4.14 : Comparación de modelos para % Carbono	666
Tabla N°4.15 : Resumen de modelo ARIMA(0,0,1) de % Carbono	677
Tabla N°4.16 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de Modelo ARIMA(1,0,0) para % Carbono	688
Tabla N°4.17 : Errores para opciones de modelos ARIMA	699
Tabla N°4.18 : Comparación de modelos para % Silicio	699
Tabla N°4.19 : Resumen de modelo ARIMA(1,0,0) de % Silicio	69
Tabla N°4.20 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de ARIMA(1,0,0) para % Silicio	70
Tabla N°4.21 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.....	72
Tabla N°4.22 : Coeficientes de regresión del % de Azufre	74
Tabla N°4.23 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.....	75
Tabla N°4.24 : Coeficientes de regresión del % de Carbono	76
Tabla N°4.25 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.....	78
Tabla N°4.26 : Coeficientes de regresión del % de Silicio	79

Tabla N°5.1: Test de residuos de % Azufre.....	80
Tabla b.1 : Test de Dickey-Fuller Aumentado del Carbono	105
Tabla b.2 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga Alquitrán.....	106
Tabla b.3 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Caliza	106
Tabla b.4 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Coque	107
Tabla b.5 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Pellet.....	107
Tabla b.6 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de Arrabio.....	108
Tabla b.7 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de Arrabio.....	108
Tabla b.8 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de aire insuflado ...	109
Tabla b.9 : Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de llama.....	109
Tabla b.10 : Test de Dickey-Fuller Aumentado para Vol. de viento insufl	110
Tabla c.1 : Autocorrelaciones Estimadas para % Azufre.....	110
Tabla c.2 : Autocorrelaciones Estimadas para % Carbono	111
Tabla c.3 : Autocorrelaciones Estimadas para % Silicio.....	113
Tabla d.1 : Gráfica de predicciones vs datos reales con Modelos de regresiones para % Carbono	114
Tabla d.2 : Gráfica de predicciones vs datos reales con Modelos de regresiones para % Silicio.....	114
Tabla e.1 : Test de residuos de % Carbono.....	115
Tabla e.2 : Test de residuos de % Silicio.....	115

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura N°2.1 : Diagrama de procesos del Alto Horno.....	12
Figura N°2.2 : Eliminación de Azufre en alto horno.....	16
Figura N°3.1 : Fases para el análisis de datos.....	33
Figura N°4.1 : Diagrama de entradas y salidas de modelos.	48
Figura N°4.2 : Serie de tiempo del azufre, carbono y silicio del Alto Horno 2.	49
Figura N°4.3 : Serie de tiempo del Azufre del Alto Horno 2.	50
Figura N°4.4 : Serie de tiempo del Silicio del Alto Horno 2.	51

Figura N°4.5 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Azufre.....	73
Figura N°4.6 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Carbono.....	76
Figura N°4.7 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Silicio.....	79
Figura N°5.1 : Gráfico de Modelo de regresiones para % Azufre y residuos	85
Figura N°5.2 : Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Azufre	87
Figura N°5.3 : Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Carbono..	88
Figura N°5.4 : Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Carbono..	89
Figura b.1 : Serie de tiempo del Carbono del Alto Horno 2.....	105

Capítulo 1: INTRODUCCIÓN.

1.1. Título del proyecto:

“PROPUESTA DE MODELOS PREDICTIVOS PARA PRONOSTICAR LOS PORCENTAJES DE AZUFRE, CARBONO Y SILICIO EN EL PROCESO SIDERÚRGICO DE FABRICACIÓN DE ARRABIO, DE LA COMPAÑÍA DE ACEROS DEL PACÍFICO”

1.2. Origen del tema:

En la Siderúrgica Huachipato y en específico en el área de Altos Hornos es donde se da inicio al proceso productivo del acero, es en ese lugar donde se cargan una variada cantidad de materias primas a los altos hornos números 1 y número 2 donde después de una serie de reacciones químicas y procesos de transformación internos se obtiene tres productos, el principal es el arrabio líquido, este es la base para la fabricación del acero, mientras que los productos secundarios o subproductos son la escoria y el gas de alto horno, la escoria es utilizada por lo general para la industria cementera y de abonos, mientras que el gas generado es utilizado para la combustión y calentamiento de la estufas del alto horno.

Es en la unidad de Operaciones de Alto Horno donde se debe llevar a cabo el monitoreo y control minuto a minuto de todos los procesos, transformaciones y reacciones químicas que se desarrollan dentro de él, así como también el control de las variables que interviene dentro de este sistema para que la combustión del carbón coque se lleve a cabo y con ello la mezcla con los otros elementos que pasan a formar parte del producto final, el arrabio, algunas de estas variables son el ingreso de las materias primas, el aire insuflado, temperatura dentro del horno, etc.

Es ahí donde también se lleva a cabo el monitoreo de los porcentajes de cada elemento que conforman el arrabio, estos porcentajes se van midiendo y registrando durante cada proceso de colada (extracción y depósito del arrabio en carros torpedo), es en este punto donde el arrabio extraído del alto horno y en si

sus elementos deben tener un porcentaje de acuerdo a las especificaciones acordada, estas especificaciones se definieron de forma interna entre el departamento de Alto Horno (AH) y el departamento de Acería y Colada Continua (ACC).

1.3. Justificación del tema:

Algunos de los elementos relevantes que se toman en cuenta en los análisis químicos del arrabio son el Azufre, Carbono y Silicio para estos elementos se tienen las siguientes especificaciones de concentración en el arrabio:

Tabla N°1. 1 : Rangos de variación especificados.

Elemento	Rango de Especificaciones
Azufre (S)	0,06 – Max 0.09%
Carbono (C.)	4,20 – 4,80%
Silicio (Si)	0,35 – 0,65%

Fuente: Elaboración propia.

Todos estos valores fueron definidos de común acuerdo entre el departamento de Altos Hornos y Acería-Colada Continua.

Mediante lo indicado anteriormente, si una colada de arrabio no cumple con las especificaciones requeridas no tiene ningún impacto dentro del horno, pero si en el proceso siguiente que es el de Acería y Colada Continua ya que si está fuera de especificaciones, se debe ver qué parte de ese proceso se debe hacer de forma más intensiva, y de no poder remediarse esa situación de esa forma, se determina tirar a piso dicho arrabio líquido (desechar, depositándolo en un foso) todo esto previa consulta al Jefe General de turno de ACC, acá es importante definir que el tirar a piso el arrabio no significa que se pierda ya que es reutilizado, pero ahora como chatarra, pero al verse interrumpido el proceso continuo entre Altos Hornos y Acería y Colada Continua se generan costos adicionales en el proceso, uno de estos y quizás el más relevantes es el costo por la desvalorización del arrabio ya que al ser tirado a piso como se mencionó antes no se pierde sino que se ocupa

como chatarra en este mismo proceso, pero esto genera una desvalorización de tipo monetario, ya que bajo un análisis de tan solo seis meses de producción se obtuvo que las pérdidas por concepto de tener que tirar el arrabio a piso y la desvalorización que esto conlleva fue de 955.419.750 millones de pesos siendo aproximadamente un 25 por ciento de esto por causa de que el arrabio está fuera de las especificaciones correspondientes, es decir aproximadamente 247.052.250 millones de pesos.

Los otros costos que se tienen son:

- El transporte tanto del arrabio líquido antes de ser tirado a piso y cuando ya está en forma de chatarra
- Maquinarias varias
- Mano de obra
- etc.

Pero estos costos no se tomarán en cuenta ya que son costos fijos dentro del proceso productivo y debido también a que son costos marginales en relación al costo que se produce por la desvalorización que tiene el arrabio líquido al ser utilizado después tan solo como chatarra.

Es por ello que en este proyecto se analizará el comportamiento a lo largo del tiempo de las variables Azufre, Carbono y Silicio para con ello poder obtener un modelo predictivo de los porcentajes de estos elementos y así poder llevar un mayor control de las variables que determinan los porcentajes de estos elementos dentro del arrabio.

Y mediante estos modelos poder tener otra herramienta, con la que se pueda tomar la mejor decisión de que medidas preventivas tomar con el fin obtener un arrabio de acuerdo a la calidad y especificaciones requeridas, evitando así incurrir en mayores costos para la compañía, debido a no estar de acuerdo a las especificaciones acordadas dentro del sistema productivo de la compañía.

1.4. Objetivos del Estudio:

1.4.1. Objetivo General:

- Proponer modelo predictivo para pronosticar los porcentajes de Azufre, Carbono y Silicio en el proceso de producción de arrabio.

1.4.2. Objetivos Específicos:

- Caracterizar el proceso de transformación y generación del azufre, carbono y silicio en el Alto Horno N° 2.
- Identificar los modelos de pronósticos que mejor representen el comportamiento del Azufre, Carbono y Silicio.
- Identificar las variables relevantes del proceso y analizar el comportamiento de los datos recabados dentro de las dependencias de Altos Hornos.
- Validar los resultados obtenidos con los modelos de pronósticos en relación a la información real.

1.5. Alcances o ámbitos del estudio:

- El presente proyecto será desarrollado en el área de Alto Horno N°2, de la Compañía Siderúrgica Huachipato.
- Esta investigación será con respecto a los elementos Azufre, Carbono y Silicio.
- Este estudio es de tipo exploratorio ya que lo que se abordará es un tema poco estudiado dentro de la Compañía Siderúrgica Huachipato.
- En el área de Operaciones de Altos Hornos se recabarán los datos necesarios para describir las variables que afecten al modelo.
- Algunos métodos de pronósticos que se analizarán son, series de tiempo, análisis de regresiones, modelo ARIMA, modelos de promedios móviles, etc.

1.6. Metodología propuesta:

Los principales involucrados en el desarrollo de este proyecto son el personal de Operaciones del Alto Horno N°2 así como también personal de Acería y Colada Continua, quienes aportarán información cuantitativa como el registro de los porcentajes de Si, S y C así como también las mediciones de las posibles variables explicativas.

La metodología propuesta es la siguiente:

- Conocer el contexto operacional en que es producido el arrabio, producto principal de los altos hornos, se hará un análisis de los elementos o componentes de entrada (materias primas) y los de salida como el arrabio y escoria, pero en específico el arrabio donde se encuentran los elementos que son materia de este análisis.
- Recopilar de información bibliográfica de métodos de pronósticos para generar el modelo predictor de las variables en estudio.
- Determinar las diferentes variables dentro de la producción del Alto Horno que influyen en los porcentajes de salida de azufre, carbono y silicio, tales como niveles de carga, aire insuflado, combustible inyectado, temperatura del arrabio, etc.
- Analizar la correlación de estas variables con los porcentajes de Azufre, Carbono y Silicio cada uno por separado, así como también la correlación entre las propias variables explicativas del modelo.
- Determinar la mejor opción existente para realizar el modelo que determine los porcentajes de salida de los elementos de este análisis, para posteriormente con este modelo hacer el análisis de comparación de la información real con la generada a raíz de los modelos.

1.7. Resultados esperados:

Con este proyecto se espera obtener un modelo cuantitativo para determinar los porcentajes de salida del Azufre, Carbono y Silicio en el proceso de obtención de

arrabio de una siderúrgica, y con esto poder anticipar el comportamiento de esas variables de modo que quien toma las decisiones operacionales en el Alto Horno pueda intervenirlo con más anticipación y así poder mejorar la obtención de Arrabio de una mejor calidad y, por ende, reducir la cantidad de veces que se deben tirar a piso el arrabio no conforme, con el perjuicio económico que eso involucra.

Capítulo 2: DESCRIPCIÓN DE LA SITUACIÓN ACTUAL

2.1. Objetivo del capítulo.

El objetivo es describir el proceso de generación de S, Si y C en el alto horno de la empresa CAP Aceros, así como también dar a conocer las principales reacciones donde intervienen estos elementos, y además, describir el tipo de datos que se generan y los criterios que utiliza el departamento de Operaciones de Alto Horno para pronosticar y actuar en función de los resultados de calidad obtenidos en relación con los esperada del arrabio.

2.2. Descripción y antecedentes de la empresa CAP Acero.

CAP Acero es una empresa chilena, la cual está ubicada en la Bahía de San Vicente, específicamente en la comuna de Talcahuano, Avenida Gran Bretaña n° 2910. Ésta es una empresa dedicada a la elaboración de Acero y es administrada por CAP, Compañía de Acero del Pacífico.

La Compañía comenzó a ser construida a comienzos de 1947 bajo la denominación de Compañía de Acero del Pacífico (CAP), y fue oficialmente inaugurada el 25 de noviembre de 1950.

La Compañía Siderúrgica Huachipato S.A. es una empresa siderúrgica que obtiene arrabio por reducción de pellets y granza de mineral de hierro en sus Altos Hornos. El acero producido en la Acería de Convertidores al oxígeno es colado a planchones y palanquillas, los que posteriormente, por laminación, se transforman en diversos productos destinados al mercado nacional e internacional.

Descripción del Proceso Productivo del Acero

CAP Aceros es una gran compañía, dentro de la cual se encuentran muchos tipos de procesos relacionados con el acero, partiendo de la llegada de las materias primas, como pellet de hierro, caliza, carbón mineral, los cuales son llevados a sus Altos Hornos donde son sometidos a altas temperaturas, con lo que se obtiene arrabio líquido, posterior a esto es llevado a Acería y Colada Continua donde se le agrega chatarra y oxígeno, producto de lo cual se obtiene acero líquido los que por medio de colada continua son transformados a planchones y palanquillas, posteriormente son distribuidos al laminador de planos en caliente, laminado en frío o también al laminador de barras rectas, obteniéndose de éstos, productos con un mayor valor agregado, listos para comercializar.

2.3. Proceso siderúrgico de la Compañía Siderúrgica Huachipato

2.3.1. Materia prima para el proceso siderúrgico

En la Tabla 2.1 se muestra un detalle de las principales materias primas utilizadas en el proceso de obtención de arrabio, con una breve reseña de sus características y la función que cumplen en las reacciones químicas que se generan en este proceso.

Tabla N°2. 1: Principales materias primas del Alto Horno.

Materias Primas	Características	Función
<i>Mineral de Hierro</i>	<p>El mineral que contiene hierro (mena) es muy difícil encontrar con un nivel alto de pureza. Son abundantes en cambio los compuestos naturales o minerales de hierro, por lo general se encuentran a niveles superficiales de la capa terrestre o en yacimientos. La mayor parte de los minerales de hierro son óxidos, anhídridos y carbonatos.</p> <p>Bajo el punto de vista industrial, y dentro de las</p>	<p>Es una de las materias primas fundamentales ya que gran parte de sus elementos son de hierro, materia fundamental para la transformación a acero.</p>

	<p>opciones de minerales de hierro solo los óxidos son aptos para la metalurgia. El hierro, se encuentra unido a otros componentes, que no intervienen en el proceso siderúrgico, a estos componentes se les llama "ganga".</p> <p>Los principales minerales de hierro son:</p> <p>Hematita (Fe_2O_3), Limonita ($\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$), Magnetita ($\text{Fe}_3\text{O}_4$), Siderita ($\text{CO}_3\text{Fe}$).</p>	
<p><i>Pellets</i></p>	<p>Estos son aglomerados esféricos que poseen finas partículas de mineral de hierro mezclado con diversos aglomerantes y aditivos (caliza, dolomita, combustibles sólidos, otros), los cuales son consolidados a altas temperaturas, y son utilizados para alimentación de altos hornos y hornos de reducción directa.</p>	<p>El pellets es un elemento que contiene variados tipos de componentes necesarios para los procesos de transformación en la generación de arrabio de un Alto Horno.</p>
<p><i>Carbón Coque</i></p>	<p>La hulla es un tipo de carbón mineral que contiene entre un 45 y un 85% de carbono. Es dura y quebradiza, estratificada, de color negro y brillo mate o graso. Este material surge como resultado de la descomposición de la materia vegetal de los bosques primitivos, proceso que ha requerido millones de años.</p> <p>El carbón coque es importado desde Canadá y Australia, estos a su llegada son llevados a la planta de coque la cual cuenta con 59 hornos, y es allí donde se lleva el proceso de destilación seca del coque transformándolo e carbón metalúrgico.</p>	<p>Aportar calor a las reacciones de reducción y fusión del material reducido y escoria.</p> <p>Actuar como gas reductor.</p> <p>Para la carburación del Arrabio.</p>

<i>Piedra Caliza</i>	La piedra caliza dentro de las materias primas es denominada como fundante, esta materia prima es extraída desde la Isla Guarello en la XII región, la formula química de esta piedra es; CaCO_3 .	Sus principales funciones son, reaccionar con la ganga que va quedando, arrastrándola a la parte superior y formar lo que se denomina escoria, bajando a la vez el punto de fusión de la ganga para que dicha escoria sea líquida.
----------------------	---	--

Fuente: Elaboración propia.

Todo el proceso relacionado con las materias primas que se utilizan en la acería comienza con la llegada de los barcos al muelle de CAP, de donde posteriormente son transportados y llevados a canchas de acopio por medio de cargadores frontales.

Es desde ese sector que por medio de sistemas de correas transportadoras, chutes de traspaso y stackers son extraídos y depositados en sus respectivos bins, estos son depósitos o contenedores de donde posteriormente son extraídas las materias primas para alimentar la producción de los Altos Hornos.

2.3.2. Proceso de Reducción del Alto Horno

Este es el proceso mediante el cual se le extrae el exceso de oxígeno al metal. El proceso por medio del cual se obtiene hierro metálico líquido o también llamado arrabio a partir de minerales de hierro se denomina reducción, y esto se cumple siempre y cuando la temperatura a la que se someten los minerales sea superior a la temperatura de fusión de cualquiera de los componentes de la mezcla.

Para que este proceso de reducción se lleve a cabo es necesario que se cumplan varios procesos de los cuales depende.

Esto abarca desde la llegada de las materias primas al puerto, las canchas de acopio, Coquería, Sinterización y Alto Horno, este último es donde en si se lleva a cabo esta reacción.

2.4. Descripción del Proceso de la Unidad de Altos Hornos

2.4.1. La Producción del Arrabio

El proceso productivo que se desarrolla en el Alto Horno comienza con la llegada de las materias primas, las cuales son depositadas por la parte superior del alto horno, ésta carga está compuesta de capas alternadas de coque, piedra caliza y mineral de menas de hierro.

La función en términos químicos del alto horno es desprender el oxígeno del óxido de hierro existente en el mineral, para así liberar el hierro.

El Alto Horno está formado por un recipiente cilíndrico de acero forrado con un material no metálico y resistente al calor, estos son los ladrillos refractarios y placas refrigerantes. En la parte inferior del horno se encuentran varias aberturas tubulares llamadas toberas, por donde se fuerza el paso aire, el cual ayuda en la combustión dentro del Horno.

Cerca del fondo se encuentra un orificio por el que fluye el arrabio cuando se sangra (o vacía) el alto horno y encima de ese orificio, pero debajo de las toberas, hay otro agujero el que es para retirar la escoria.

En la parte superior del horno, se encuentra un sistema de respiraderos para los gases de escape, en ese mismo sector se encuentra un sistema compuesto por un distribuidor rotatorio que cumple la función de hacer que la carga de materias primas quede repartida de forma homogénea, más un sistema de campanas cuya función es ir permitiendo el paso de la carga al interior del horno.

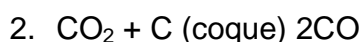
Por medio de las toberas ubicadas en la parte baja de la cámara se inyecta una corriente de gases y aire precalentados a 900 °C a gran velocidad para realizar la combustión y la reducción del hierro efectuándose la combustión completa del coque que adquiere temperaturas máximas entre 1700 a 1800 °C.

Los gases calientes (CO, H₂, CO₂, H₂O, N₂, O₂) y los combustibles realizan la combustión del coque conforme pasan hacia arriba, a través de la carga de materiales. El monóxido de carbono se suministra como un gas caliente, pero

también se forma adicionalmente por la combustión del coque. El gas CO tiene un efecto reductor sobre las menas de hierro; la reacción simplificada se describe a continuación (usando la hematita como la mena original):



El bióxido de carbono CO_2 reacciona con el coque para formar más monóxido de carbono:



el cual realiza la reducción final de FeO a hierro:



Los altos hornos funcionan de forma continua, la materia prima que se va a introducir en el horno se divide en un determinado número de pequeñas cargas que se introducen a intervalos de entre 10 y 15 minutos. La escoria que flota sobre el metal fundido se retira una vez cada dos horas, y el arrabio se sangra cinco veces al día. El papel que juega la piedra caliza se resume en la siguiente ecuación. Primero se reduce a cal (CaO) por calentamiento (Δ):



La piedra caliza se combina con la sílice (SiO_2) presente en el mineral (la sílice no se funde a la temperatura del horno) para formar silicato de calcio (CaSiO_4), de menor punto de fusión. Si no se agregara la caliza, entonces se formaría silicato de hierro (Fe_2SiO_4), con lo que se perdería el hierro metálico, allí está la importancia de la piedra caliza. La cal se combina con impurezas tales como sílice (SiO_2), azufre (S) y aluminio (Al_2O_3) para formar silicatos de calcio y de aluminio, en reacciones que producen una escoria fundida que flota encima del hierro.

2.4.2. Reacciones que se realizan en el Alto Horno

En el proceso que se lleva a cabo dentro del horno ocurren variadas reacciones que permiten el descenso y la transformación de la carga, las cuales se describen a continuación:

El O_2 del aire precalentado que es insuflado proveniente de las estufas, al entrar por las toberas y toma contacto con el carbono del coque generando una reacción de combustión. El carbono del coque se quema en forma parcial formando dióxido de carbono (CO_2), esto produce altas temperaturas, debido a que es una reacción exotérmica por consiguiente genera calor $C + O_2 = CO_2$ (Reacción Exotérmica).

Debido al aumentar en la temperatura ($1800-2500^\circ C$), sumado con la presencia de más carbono, este CO_2 penetra más en el horno llegando a la transformación total en Monóxido de Carbono (CO) y con eso se genera lo siguiente: $C + CO_2 = 2CO$ (Reacción Endotérmica).

Junto con la formación de monóxido, el carbono desintegra las moléculas de vapor de agua, formando hidrógeno $H_2O + C = H_2 + CO$. Este gas producido sube por la columna de sólida del horno donde se encuentra con el mineral el cual reacciona con el óxido de hierro.

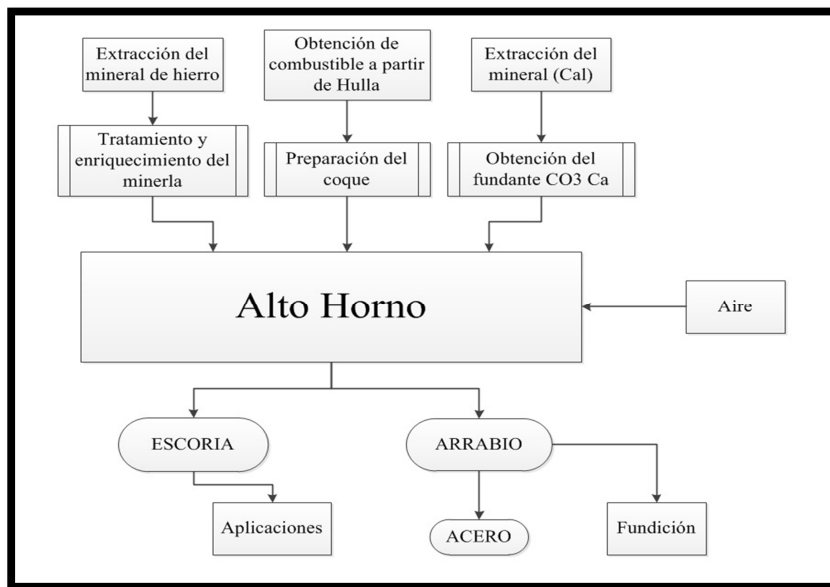
El monóxido de carbono (CO) así como también el H_2 tienen la particularidad de extraer el O_2 de los óxidos y oxidarse con ayuda de él a anhídrido carbónico (CO_2) y el agua (H_2O). Así finalmente se obtiene la transformación de los óxidos de hierro ($FeO_3 - Fe_3O_4 - FeO$) en hierro. (Landaeta Merino Humberto, 1975, Manual de descripción de instalaciones de los Altos Hornos de la planta de Huachipato)

2.5. Productos del Alto Horno

2.5.1. Diagrama de proceso del Alto Horno

En la Figura 2.1 se presenta los elementos de entrada que hay en un alto horno, y los elementos que se generan de él.

Figura N°2. 1 : Diagrama de procesos del Alto Horno.



Fuente: Elaboración propia.

2.5.2. El Arrabio

El arrabio es el producto principal de los altos hornos, materia prima para la posterior transformación en acero, al arrabio es analizado químicamente para ver el detalle de porcentajes de sus elementos, temperatura, etc. Este análisis se lleva a cabo cada vez que se realiza una colada en los altos hornos, de lo cual se muestra en la Tabla 2.2 que corresponde a una salida del software con que trabajan en el departamento de operaciones, con el cual llevan el monitoreo de estas variables:

Tabla N°2. 2 : Análisis químico del arrabio.

Operación AH N°2		Arrabio						Escoria	
Colada	Ton.	T°	Si	S	P	Mn	C	S	IB
210783	217	1500	.86	.025	.141	.10	4.75		
210784	207	1502	.79	.028	.145	.10	4.66	1.11	1.28
210785	328	1480	.63	.039	.144	.09	4.74		
210786	169	1470	.54	.046	.145	.09	4.68		

210787	155	1473	.54	.046	.144	.09	4.75	1.08	1.26
210788	256	1475	.63	.045	.149	.10	4.94		
210789	155	1481	.79	.042	.148	.10	4.91		
210790	267	1477	.67	.050	.149	.09	4.93	1.05	1.42
210791	375	1463	.70	.052	.150	.09	4.91		
Prom.	236.6	1480	.68	.041	.146	.10	4.81	1.08	1.32

Fuente: Departamento de Operaciones de Alto Horno.

De la tabla se puede observar distintas variables que se van monitoreando, como los son las toneladas de arrabio que se está produciendo, la temperatura del alto horno, y la composición química de los elementos que componen el arrabio, así como también el silicio que contiene la escoria más su índice de basicidad (IB), cabe mencionar que estos datos son extraídos en el momento de la colada es decir son meros registros, por lo cual con ellos no se puede tomar decisiones en la operación ya que no se sabe el comportamiento que tendrá el alto horno posterior a cada colada.

2.5.3. Elementos del Arrabio

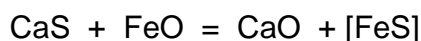
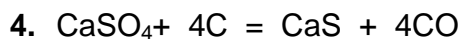
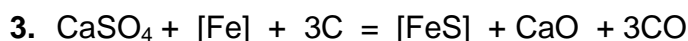
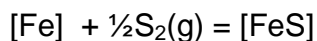
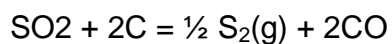
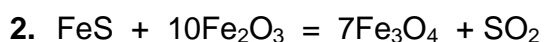
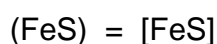
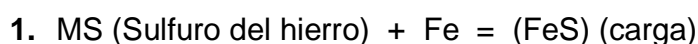
➤ Azufre

El Azufre ingresa al alto horno por medio de las diferentes materias primas que son requeridas por el proceso, siendo el coque el que contiene la mayor proporción de éste, dentro del coque viene en forma de sulfato de hierro, sulfato de calcio así como también azufre orgánico. Dependiendo de cuál sea el origen de los minerales y los fundantes se encuentra en un porcentaje aproximado de 0.05 – 0.10 por ciento y 0.6 – 1.5 por ciento respectivamente siendo estos mucho menor en comparación con el que ingresa por el coque, en la parte de los minerales se puede encontrar en forma de sulfuro de hierro, mientras que en los fundantes en forma de sulfuro y sulfato.

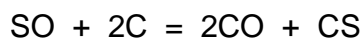
Las concentraciones de azufre que ingresan al alto horno son eliminadas en su mayor parte dentro de la escoria, con un rango aproximado de entre 80 y 90 por ciento del azufre total, entre un 10 y 15 por ciento es eliminado en el polvo

generado por la combustión y del gas de tragante siendo finalmente entre un 2 y 5 por ciento el que sale en el hierro producido por el alto horno.

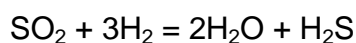
El azufre está presente en el hierro en distintas formas como FeS o S este azufre entra al hierro por medio de las materias primas que entran al horno, ahí el azufre entra en forma de sulfuros o sulfatos, y todo esto ocurre a través de las siguientes reacciones químicas.



Otras reacciones por medio de las cuales se libera azufre son las que se llevan a cabo por la gasificación del azufre contenido en el coque:

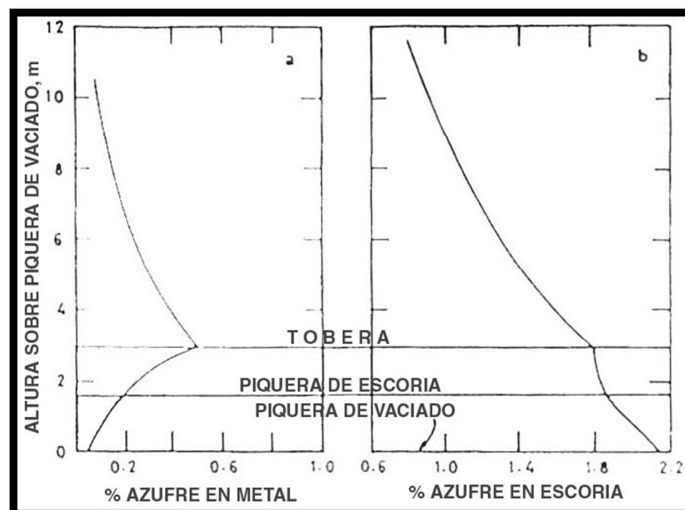


Reacciones cuando hay presente gas natural:



A continuación en la Figura 2.2 se muestra un esquema del patrón de eliminación del azufre en el alto horno, mostrándose por separado el comportamiento y las variaciones del azufre en la escoria y en el hierro. (Biswas Anil K., 2007, Principios de Producción de Hierro en Alto Horno)

Figura N°2. 2 : Eliminación de Azufre en alto horno.



Fuente: AH. Biswas.

➤ El Silicio

El silicio siempre viene acompañando los minerales, aglomerantes y coque de la carga del alto horno y por lo general viene en la forma de sílice y silicatos, la principal forma de incorporación del silicio al hierro ocurre por sobre de la zona de las toberas por medio de SiO y SiS en estado gas.

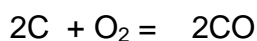
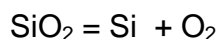
Finalmente se puede decir que el contenido final de silicio en el arrabio va a depender de las reducciones u oxidaciones adicionales que el silicio experimente entre el hierro y la escoria, todo esto entre la zona de oxidación y crisol.

El estudio del silicio es algo muy relevante dentro del proceso de fabricación del acero ya que a este elemento se le ha indicado como un indicador importante de

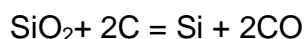
la calidad del arrabio así como también del estado térmico del crisol, es por ello que cumple una función importante el análisis químico del arrabio al realizarse cada colada, es por esto que es siempre motivo de análisis para tratar de predecir los niveles de silicio para con ello tener un mayor control de este, pero esto no es algo sencillo ya que las variaciones que tiene este elemento a veces no tiene explicación o no se tiene la seguridad de la razón que provocaría estas variaciones.

Alguna de las posibles causas de las variaciones repentinas que sufre la concentración del silicio son: T° del hierro, composición, basicidad y viscosidad de la escoria, gas del tragante, relación mineral/coque, temperatura de aire insuflado, alta temperatura de la escoria.

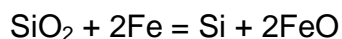
La reacción de reducción de la Sílice es necesario emplear carbono con lo que se obtiene:



Obteniéndose como ecuación principal de la reducción del Silicio:



Otra forma de reducción de la Sílice es por medio del hierro la cual se detalla en la siguiente reacción:



Para que ocurra la reducción por medio del carbón es necesario alcanzar una temperatura de 1500°C, mientras que si hay hierro presente esta reacción comienza a los 1100°C aprox. Esta reacción ocurre por encima de las toberas cuando se ha alcanzado dicha temperatura, y asciende como SiO y SiS en estado de gas distribuyéndose entre el hierro y la escoria en el atalaje, dependiendo de la basicidad de la escoria y la temperatura existente en ese sector. (Biswas Anil K., 2007, Principios de Producción de Hierro en Alto Horno).

➤ El Carbono

El carbono entra en forma de carbón coque al alto horno, este es sometido hasta una temperatura aproximada de 1200°C con la cual se obtiene un carbón constituido de carbono en estado casi puro para ser llevado al alto horno, donde la función principal es proporcionar calor y así cumplir con los requerimientos endotérmicos de las reacciones químicas y para que se genere la fusión tanto de la escoria como la del metal.

Otra de las funciones que cumple el carbón coque es de soportar la carga para que no sea aplastada y pueda arder de la forma adecuada, pero siendo a la vez un material premiable con lo que se logra que los gases puedan salir sin problemas y mientras estos gases van saliendo van reaccionando con los elementos que están en la parte superior.

El carbono actúa como un reductor de los óxidos de hierro con lo que va generando gases dentro del horno, acá se muestra la reducción de los óxidos de hierro:

1. $\text{FeO} + \text{CO} \rightarrow \text{Fe} + \text{CO}_2$
2. $\text{CO}_2 + \text{C} \rightarrow 2\text{CO} - 41210 \text{ cal}$ (gasificación del carbono)

Y combinando las reacciones 1. Y 2. Se obtiene:

3. $\text{FeO} + \text{C} \rightarrow \text{Fe} + \text{CO} - 37220 \text{ cal}$ (Reducción directa)

El carbono también interviene en muchas otras reacciones con otros elementos que contiene el horno pero la más importante es la anterior.

2.5.4. Subproducto Escoria

Las materias primas del alto horno utilizadas para la fabricación del hierro consisten de minerales con ganga y de ceniza de coque en combinación con fundentes que por lo general son caliza y magnesia. Los óxidos principales de los minerales son alúmina y sílice y son eliminados mediante la adición de fundente a

la mezcla del horno, siendo la escoria líquida resultante insoluble y más ligera que las formas de hierro fundido y forma una capa separada.

La escoria con las características apropiadas tiene la capacidad de cumplir una gran variedad de funciones, tanto como para alcanzar la máxima eficiencia en el consumo de combustible como en desempeño del alto horno en general; algunas cosas que determina, controla y posee son:

- La temperatura del hierro.
- Controla la calidad del hierro, es decir los porcentajes de C, Si, Mn, S y FeO del hierro.
- Controlar la tolerancia de las fluctuaciones de temperatura y propiedades físicas y químicas de la carga las cuales poseen gran variabilidad.
- Retener potencialmente el azufre.
- Baja viscosidad permitiendo que la escoria salga del AH de forma libre y rápida a la temperatura de operación, lo cual se refleja en una mayor economía de combustible.
- Posee buenas características que lo condicionan para ser utilizado en la industria del cemento y abonos industriales. (Biswas Anil K., 2007, Principios de Producción de Hierro en Alto Horno).

Existen fundamentalmente dos tipos de escorias que se generan dentro del Alto Hornos, estas son; Escorias Básicas y Escorias Acidas:

- Escoria Básica: en éste tipo de escoria fundamentalmente predominan elementos básicos como CaO, esta es una escoria corta, liviana y esponjosa que tiene un rango de fusión muy pequeño en el cual se presenta una mayor fluidez, es decir si la temperatura de fusión del horno está por debajo de la zona de mayor fluidez de esta escoria, esta escoria se torna más viscosa, dificultando así su extracción del horno.

- Escoria Acida: en esta escoria predominan elementos como la alúmina y sílice, se caracteriza por ser alargada, pesada e hilachenta, este tipo de escoria tienen un alto rango de fusión a una baja temperatura con lo cual fluye muy fácilmente. . (Landaeta Merino Humberto, 1975, Manual de descripción de instalaciones de los Altos Hornos de la planta de Huachipato)

2.6. Problemática dentro de la producción de arrabio

Anteriormente se ha presentado una breve descripción de tres elementos que componen el arrabio que se produce en el Alto Horno, siendo el Silicio y el Azufre elementos que cobran gran relevancia al momento de continuar con el proceso, correspondiente al paso de Arrabio líquido a Acero propiamente tal.

El Silicio es un elemento muy relevante ya que es un indicador de la calidad del arrabio, así como también el estado térmico del arrabio, este elemento es uno de los principales problemas en Acería ya que este elemento es fuertemente exotérmico, es decir libera mucha energía a los convertidores (contenedor donde se hace la transformación de arrabio a acero), por lo que para controlar esta situación agregan chatarra metálica a estos contenedores, ya que si las temperaturas son muy altas dañan las paredes de los convertidores, es por esto que si el silicio está fuera de los rangos acordados entre Alto Horno (AH) y Acería y Colada Continua (ACC) es decir entre 0.35-0.65 por ciento este arrabio se procede a tirado a piso.

Mientras que el Azufre al estar en un porcentaje excesivo dentro del arrabio es decir sobre un 0.09 por ciento, el arrabio se torna más frágil lo cual es determinante a la hora de pasar al sector de Acería y Colada Continua, ya que dependiendo de ese porcentaje se determina el nivel de sulfatación a la que se debe someter el arrabio, pero si se llega a la conclusión de que el porcentaje de azufre está muy lejano de los niveles aceptables se determina tirar a piso dicha colada de arrabio.

¿Cuáles son las implicancias que tiene para Cap Aceros el tener que tirar arrabio a piso?

Bajo el análisis de las toneladas de arrabio que tuvo que ser tirado a piso durante seis meses debido a estar fuera de especificaciones se obtuvo los siguientes resultados:

Tabla N°2. 3 : Arrabio tirado a piso y fuera de especificaciones.

Total a Piso	Fuera de Especific.	Otras razones	Porcentaje F. de Especific.
22,349 Ton.	5,779 Ton.	16,570 Ton.	25.86%

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 2.3 se muestra que durante el periodo analizado se tiró a piso un total de 5,779 Ton. a causa de estar fuera de las especificaciones acordadas con Acería y Colada Continua, y esto representa un 25.86 por ciento del total.

Acá es importante definir que el valor del arrabio en estado líquido es de USD 415, mientras que el arrabio en forma de chatarra que se forma a raíz de tener que tirarlo a piso tiene un valor de USD 320, valores obtenidos del departamento de Gestión Estratégica de Cap Aceros.

Utilizando los valores anteriormente mencionados, se obtienen los resultados mostrados en la Tabla 2.4, desde donde se observa que las pérdidas por el hecho de tener que tirar el arrabio a piso por estar fuera de especificaciones en un periodo de seis meses, esto desde septiembre del 2012 hasta febrero del 2013 es de US 549.005 es decir \$ 247.052.250 millones de pesos, con lo cual se concluye que es una gran pérdida la que se genera por el hecho de tener que tirar arrabio a piso, es por esto que es muy importante tener un mayor control sobre los porcentajes de los elementos en estudio.

Tabla N°2. 4 : Arrabio tirado a piso y fuera de especificaciones.

Costos Septiembre - Febrero		
	US	\$
Pérdida Real F. de Especif.	549.005	247.052.250
Perdidas Otros Motivos	1.574.150	708.367.500
Total	2.123.155	955.419.750

Fuente: Elaboración propia.

En la actualidad en el departamento de operaciones no cuenta con alguna herramienta que les permita tomar medidas preventivas antes que el arrabio salga con sus características ya definidas desde el alto horno, ellos solo llevan el monitoreo de estos elementos cuando se produce la colada del arrabio, es decir cuando ya sus elementos tienen definidos sus porcentajes de salida, por consiguiente no se puede hacer nada para remediarlo, es ahí donde podría ser de gran aporte el tener un modelo que se anticipe a eso con un cierto periodo de tiempo, para así con ello poder tomar las medidas preventivas necesarias.

Capítulo 3: REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.

El objetivo del presente capítulo es analizar los aportes bibliográficos relacionados con métodos y modelos de pronósticos, para así poder hacer un buen análisis de los datos, y definir cuál es la mejor opción de técnica de predicción, de tal manera de obtener un modelo que represente de forma confiable el comportamiento de los datos, y así poder anticiparse a los resultados del procesos de transformación del S, Si y C en el Alto Horno.

3.1. Series de tiempo

Las series de tiempo consisten en un conjunto de observaciones ordenadas a lo largo de un determinado periodo de tiempo, cuya finalidad es la obtención de un patrón de cómo se comportan estas observaciones a lo largo del tiempo, es decir ver cómo evolucionan éstas observaciones, todo esto confiando en que estas no tienen oscilaciones o variaciones importantes que dificulten el análisis del posible patrón. (Villavicencio John, Introducción a Series de Tiempo).

Las series temporales pueden ser clasificadas en:

- Estacionarias: una serie es estacionaria cuando es estable a lo largo del tiempo, es decir, cuando la media y varianza son constantes en el tiempo. Esto se muestra en forma gráfica en que los valores de la serie oscilan alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media también permanece constante en el tiempo.
- No estacionarias: son series en las cuales la tendencia cambia en el tiempo. Estos cambios en la media generan una tendencia creciente o decreciente a largo plazo, por lo cual la serie no varía alrededor de un valor constante.

Bajo este análisis se debe mencionar que este tema es algo muy relevante en la aplicación de series de tiempo a cualquier conjunto de datos que se esté analizando, ya que si dicho conjunto de datos no presentan estacionariedad no se puede trabajar con series de tiempo y se hace necesario convertir estas observaciones a estacionarias, lo cual se hace por medio de diferenciación.

El principal objetivo del análisis de series temporales es la creación de un modelo econométrico o estadístico que logre representar o describir de la mejor forma posible la fuente de origen de las observaciones, y así poder utilizarlo para: describir, prever y contrastar dichas observaciones.

Un proceso estocástico es estacionario en sentido estricto o fuerte cuando la distribución de probabilidad conjunta de cualquier parte de la secuencia de variables aleatorias es invariante del tiempo.

$$F(x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+k}) = F(x_{t+T}, x_{t+1+T}, \dots, x_{t+k+T})$$

Es decir una serie de tiempo es estacionaria cuando su media, su varianza y su covarianza (en diferentes rezagos) permanecen iguales sin importar el momento en el cual se midan; es decir, son invariantes respecto al tiempo. (Uriel Ezequiel, Peiró Amado, 2000, Introducción al análisis de Series Temporales).

Una variable X_t es del tipo estacionaria cuando:

- La esperanza de X_t , $E(X_t)$ es una constante para cualquier valor de t .
- La varianza de X_t , $\text{Var}(X_t)$ es una constante para cualquier valor de t .
- La covarianza del producto $(X_t X_{t+k})$ ($\text{Cov}(X_t X_{t-1})$) es una constante para todo valor de t y k respectivamente.

$$E(x_t) = \mu, \quad |\mu| < \infty$$

$$E(x_t - \mu)^2 = \sigma^2 < \infty$$

$$E[(x_t - \mu)(x_{t+\tau} - \mu_{t+\tau})] = \gamma_\tau, \quad |\gamma_\tau| < \infty$$

3.2. Test de estacionariedad

En el proceso de aplicación de cualquier tipo de modelo de series de tiempo a algún conjunto de datos es condición primordial que la serie que se está analizando sea estacionaria, de no ser así se debe proceder a transformar la serie de forma que sea estacionaria. Los dos test más utilizados con este fin son:

- La prueba de Dickey-Fuller

– Prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Raíces Unitarias

Estos test son utilizados para determinar si un conjunto de datos son o no estacionarios, con estas pruebas se tiene la confianza y el respaldo necesario para cuando se utilicen estos datos en las etapas siguientes del proceso de generación de modelos predictivos con series de tiempo, y así no se generen problemas, ya que como se mencionó anteriormente si el conjunto de observaciones debe ser estacionaria para poder utilizar modelos de series de tiempo.

3.2.1. Test de Dickey-Fuller (DF)

Es probablemente el más utilizado, y esto se debe en gran parte por ser una herramienta medianamente sencilla de utilizar y también porque fue uno de los primeros test en desarrollarse. Este test es una herramienta formal para comprobar la estacionariedad o no estacionariedad de un conjunto de observaciones, para con ello estar seguro de que se puede aplicar y obtener modelos del tipo de series temporales con ellos, tales como modelos autorregresivo, modelo de promedios móviles o modelos ARIMA. La forma más sencilla parte de la estimación de:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

O, restando y_{t-1} a ambos lados de la igualdad:

$$\Delta Y_t = (\rho - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_t \text{ con } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (3)$$

Añadiendo elementos deterministas para aislar el efecto de una deriva (o constante μ) y una tendencia determinista (t) se obtiene el modelo más general:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta_t + \alpha Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Que permite contrastar la hipótesis nula más común en la práctica, de que el proceso generador de los datos contiene una tendencia estocástica frente a la alternativa de ser estacionaria en tendencia. El modelo (3) se estima por mínimos cuadrados ordinarios. La hipótesis nula de raíz unitaria es equivalente a $H_0: \alpha = 0$,

frente a la alternativa de estacionariedad $H_A: \alpha < 0$. El estadístico del contraste es el t-ratio del parámetro α , que no sigue una distribución estándar, derivada por Dickey y Fuller con posteriores ampliaciones de MacKinnon, para cualquier tamaño muestral. (Sanjuán Ana I, 2003, Modelos de predicción Aplicados a series de precios Agrarios).

3.2.2. Dickey-Fuller Aumentado (DFA)

Al igual que teste de Dickey-Fuller este test cumple la función de asegurar que un conjunto de datos es estacionario para así poder utilizar sin problema cualquier tipo de modelos de series de tiempo. Este test consiste en aumentar la expresión (3) por retardos Δy_t :

$$\Delta Y_t = \mu + \beta_t + \alpha Y_{t-1} + \sum \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad \text{con } \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

La hipótesis nula relevante de una raíz unitaria sigue siendo $H_0: \alpha = 0$ y los mismos valores críticos pueden ser utilizados (asintóticamente). Un elemento clave es la decisión sobre el número de retardos Δy_t a incluir. Éste debe ser lo suficientemente amplio como para evitarla correlación serial de los residuos y asegurar que éstos sean ruido blanco. Sin embargo, el número bajo puede conducir a una sobre-rechazo de la hipótesis nula cuando es cierta (problema de tamaño), mientras que un número excesivo, puede conducir a sobre aceptar la hipótesis nula y por tanto, a problemas de potencia.

Cuando se está en presencia de series no-estacionarias se tienen dos formas para tratar este problema. Ambas formas se basan en el procesamiento de los datos de tal modo que permiten suponer estacionariedad de manera razonable.

- Primera: Transformación matemática de los datos no-estacionarios para aproximar la estacionariedad (diferenciación). Por ej., restar una función periódica a los datos que están sujetos a un ciclo anual producirá una serie de datos transformados con media constante (cero). Para que la serie tenga media y varianza constantes, se pueden estandarizar las anomalías. (Ciclo-estacionariedad)

- Segunda: Estratificar los datos para realizar análisis separados sobre subconjuntos de los datos que sean suficientemente cortos para ser considerados como cercanamente estacionarios.

3.3. Modelos de Series Temporales

Para apoyar el proceso de pronóstico en base a análisis de series temporales, se cuenta con diferentes tipos de modelos tales como:

- Modelos de Promedios Móviles
- Modelo Autorregresivo
- Modelo de Suavizamiento Exponencial
- Modelo ARIMA o de Box-Jenkins
- Modelo de Retardos Distribuidos

A continuación en la Tabla 3.1 se presentan diferentes tipos de modelos de Series de tiempo donde se describe cada uno de los tipos de modelos, con alguno de sus usos y la precisión de estos modelos en el corto, mediano y largo plazo:

Tabla N° 3. 1 : Modelos de Series de Tiempo.

Método de Serie de Tiempo	Descripción del método	Usos	Precisión
Promedios Móviles	<p>Este pronóstico se basa en el promedio aritmético o en el promedio ponderado de un número determinado de puntos anteriores, un modelo de promedios móviles tiene la siguiente forma:</p> $X_t = a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \dots - \Theta_q a_{t-q}$ <p>Donde Θ son las ponderaciones asociadas con los choques aleatorios "a" en "q" periodos a "t". Finalmente un modelo de promedios móviles de orden "q" se denota por MA(q). (Nelson Ávila Vázquez, 2002, <i>ECONOMETRÍA 2, Análisis de modelos econométricos de series temporales</i>).</p>	<p>Sus principales usos son para planeaciones de corto a mediano plazo para inventarios, niveles de producción y programación. Este tipo de modelos es bueno para una gran variedad de productos.</p>	<p>Este tipo de modelos es de malo a bueno para pronósticos de corto plazo, mientras que para mediano y largo plazo es malo.</p>
Autorregresivo	<p>Este modelo es similar a los modelos de regresiones anteriormente analizados, pero su diferencia se basa en que la variable dependiente de este modelo está en función de la misma variable, pero en periodos anteriores y es definida por la función:</p>	<p>Este tipo de modelos han generado gran relevancia en el área de la econometría y la economía. Se ha demostrado que modelos sencillos de este tipo, con una cantidad reducida de variables o parámetros, logran ventaja</p>	<p>Este tipo de modelos es de malo a bueno para pronósticos de corto plazo, mientras que para mediano y largo plazo es malo.</p>

	<p>$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t$</p> <p>Donde los parámetros ϕ pondera la influencia de observaciones de la variable en estudio X, p periodos anteriores a t, donde a_t representa el valor de un error donde su media se supone cero, varianza finita y con distribución normal, a este modelo autorregresivo de orden p se denota por AR(p).</p> <p>Un modelo Autorregresivo puede describirse como aquél en los que una variable o conjunto de variables se explican, al menos en parte, en función de los valores pasados de esa misma variable o conjunto de variables. (Villavicencio John, Introducción a Series de Tiempo).</p>	<p>en su capacidad de predicción y simulación con grandes modelos macro-económicos desarrollados que incluyen una gran cantidad de variables y parámetros.</p>	
<p>Suavizamiento Exponencial</p>	<p>Este es un modelo similar al de promedios móviles, con más peso exponencial en los datos recientes. Tiene una buena adaptabilidad para el uso en computadores y a una gran cantidad de artículos a pronosticar.</p>	<p>Sus usos son los mismos que los que se les dan a los modelos de promedios móviles.</p>	<p>Es un modelo que en el corto plazo es de un nivel de regular a muy bueno, siendo malo para pronósticos de mediano y largo plazo.</p>

Modelos matemáticos	Es un método lineal o no lineal que se adapta a datos de series de tiempo, generalmente mediante métodos de regresión. Comprende las líneas de tendencia, los polinomiales, los logarítmicos lineales, las series de Fourier, etc.	Tiene usos similares al de promedios móviles pero más limitado debido a los gastos y a pocos productos.	Muy bueno a corto plazo, bueno a mediano plazo y finalmente malo para largo plazo.
ARIMA o de Box-Jenkins	<p>Los métodos de autocorrelación se utilizan para identificar las series de tiempo subyacentes y para ajustarse al mejor modelo. Se requiere de más de 60 mediciones de datos anteriores.</p> <p>Este tipo de modelo presenta características tanto de procesos autorregresivos como de promedios móviles así como un modelo ARMA, con la diferencia que este modelo incluye el operador diferencia (∇^d), el cual se emplea para remover tendencias presentes en las series. Si la variable de interés X_t presenta cambios en su nivel medio a lo largo del tiempo, será necesario aplicar este operador para</p>	Este tipo de modelos tiene un limitado uso, esto basado principalmente a los gastos que se incurren para su desarrollo, y a veces restringidos porque sus predicciones son de corto plazo.	Este tipo de modelo es excelente para pronósticos de corto plazo, bueno para mediano plazo y malo para pronósticos de largo plazo.

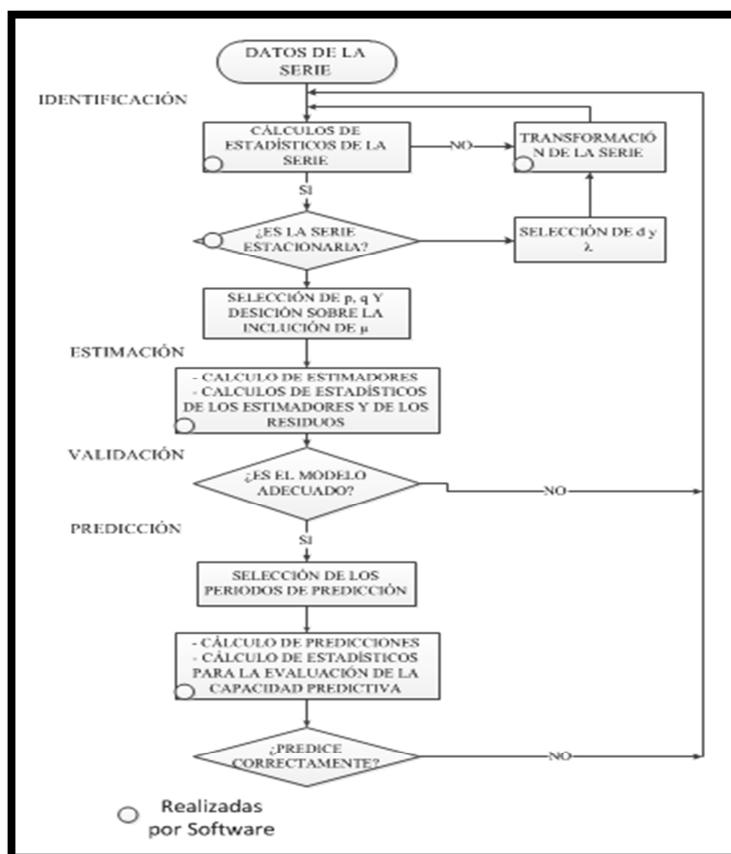
	<p>obtener relaciones de la forma $Y_t = X_t - X_{t-1}$. Donde Y_t puede escribirse como $\nabla^d X_t$ y d denota el número de veces que se aplica el operador diferencia. De modo que, este modelo se representa mediante. (Uriel Ezequiel, Peiró Amado, 2000, Introducción al análisis de Series Temporales).</p> $\nabla^d X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$		
<p>Modelo de retardos distribuidos</p>	<p>La característica principal de los modelos econométricos dinámicos es tener una variable rezagada. Esto indica que la influencia de una variable explicativa (X) sobre la dependiente (Y) se efectiviza en un lapso de tiempo, siendo este lapso el que se denomina rezago.</p> <p>Las razones por las cuales se producen rezagos obedecen a causas psicológicas (no se cambia de hábito de manera inmediata), tecnológicas (la incorporación de la nueva tecnología disponible se realiza a lo largo del tiempo) o institucionales (por ejemplo, una buena alternativa financiera puede aprovecharse hasta que existan fondos disponibles).</p>	<p>Este tipo de modelos es utilizado principalmente en el área económica, así como también se ha tenido buenos resultados para proyecciones de inventarios y producción dentro de la industria manufacturera.</p>	<p>Es un modelo que se comporta de muy buena forma en el corto plazo, mientras que en el mediano y largo plazo no es tan preciso.</p>

	<p>Un correlograma está formado por dos columnas una de ellas está referida a la autocorrelación simple y la otra a la autocorrelación parcial. El número de rezagos que recomiendan muchos autores se debe considerar por lo menos 24 retardos si la serie analizada es mensual, 12 retardos si es bimensual, 8 retardos si la serie es trimestral, etc. (Villavicencio John, Introducción a Series de Tiempo).</p>		
--	--	--	--

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 3.1 se presentan las diferentes fases o etapas para la modelación con series de tiempo, donde se distinguen las fases que son desarrolladas por el analista y las que son desarrolladas por algún software computacional.

Figura N° 3. 1 : Fases para el análisis de datos.



Fuente: Elaboración propia.

- Identificación de la estructura del modelo: decidir qué transformación aplicar a la serie observada para convertir el proceso subyacente en estacionario y determinar la estructura del proceso estacionario resultante.
- Estimación de los parámetros del modelo para el proceso estacionario.
- Diagnóstico del modelo: Comprobar si se satisface la hipótesis de que los residuos obtenidos al ajustar el modelo son una realización de un proceso de ruido blanco

- Generación de Pronósticos

3.4. Métodos Causales de Pronósticos

Estos métodos de pronósticos son validos a mediano y largo plazo. Consiste en la relación entre una variable dependiente y la variable independiente. Habitualmente usa el método de regresión simple o multiple. El proceso es similar al de tendencias en series de tiempo cuando hay una sola variable independiente (simple). En la Tabla 3.3 se presentan varios tipos de modelos de pronósticos del tipo causal, tales como:

- Modelo de Regresión
- Modelo Econométrico
- Modelo de input-output
- Modelo de regresiones múltiples con diseño de experimentos.

Tabla N° 3. 2 : Modelos de pronósticos causales.

Métodos de pronósticos causales	Descripción del método	Usos	Precisión
Modelo de Regresión	<p>El análisis de regresión involucra el estudio la relación entre dos variables cuantitativas.</p> <p>En general interesa:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Investigar si existe una asociación entre las dos variables testeando la hipótesis de independencia estadística. - Estudiar la fuerza de la asociación, a través de una medida de asociación denominada coeficiente de correlación. - Estudiar la forma de la relación, usando los datos se propone un modelo para la relación y a partir de ella será posible predecir el valor de una variable a partir de la otra. <p>Es para ello que se propone un modelo que relaciona una variable dependiente (Y) con una variable independiente (X). Dentro de esto se tienen dos tipos de modelos:</p> <p>Un Modelo Determinístico supone que bajo condiciones</p>	<p>En planeación de corto plazo a mediano plazo para producción agregada o para inventarios que involucran unos cuantos productos.</p> <p>Es útil donde existen fuertes relaciones causales entre las variables explicativas y la explicada.</p>	<p>Este tipo de modelo es muy bueno para hacer pronósticos de corto plazo y malo para pronósticos de largo plazo.</p>

	<p>ideales, el comportamiento de la variable dependiente puede ser totalmente descrito por una función matemática de las variables independientes (o por un conjunto de ecuaciones que relacionen las variables). Es decir, en condiciones ideales el modelo permite predecir sin errores el valor de la variable dependiente.</p> <p>Un Modelo Estadístico permite la incorporación de un componente aleatorio en la relación. En consecuencia, las predicciones obtenidas a través de modelos estadísticos tendrán asociado un error de predicción.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Modelo unitario de regresión lineal - Modelo múltiple de regresión lineal $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$		
<p>Modelo Econométrico</p>	<p>Este es un sistema de ecuaciones interdependientes de regresión que describe algún sector de las ventas económicas o de las actividades de las utilidades.</p>	<p>Sus principales usos son para el pronóstico de ventas por clase de productos, para la planeación en el corto a mediano plazo.</p>	<p>Este tipo de modelos es excelente para pronósticos de corto plazo, mientras que para largo plazo es un buen tipo de modelo.</p>
<p>Modelo de input-output</p>	<p>Este es un método de pronóstico que describe los flujos de un sector de la economía a otro. Con la finalidad de</p>	<p>Pronóstico de ventas de la compañía o de un país por sectores</p>	<p>Con este tipo de modelos no se puede</p>

(entradas-salidas)	predecir los insumos que se van a necesitar para producir los productos necesarios en otro sector.	industriales.	hacer pronósticos de corto plazo mientras que tiene un nivel de bueno a muy bueno para pronósticos de mediano y largo plazo.
Modelo de regresiones múltiples con diseño de experimentos.	El diseño experimental es una técnica estadística que permite identificar y cuantificar las causas de un efecto dentro de un estudio experimental. En un diseño experimental se manipulan deliberadamente una o más variables, vinculadas a las causas, para medir el efecto que tienen en otra variable de interés.	Las situaciones en las que se puede aplicar el DEE son muy numerosas. De forma general, se aplica a sistemas en los cuales se observan una o más variables experimentales dependientes o respuestas (y) cuyo valor depende de los valores de una o más variables independientes (x) controlables llamadas factores. Las respuestas además pueden estar influidas por otras variables que no son controladas por el experimentador. La relación entre x e y no tiene porqué ser conocida.	Este tipo de modelo es muy bueno para hacer pronósticos de corto plazo y malo para pronósticos de largo plazo.

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente según las características, los usos y la precisión de los modelos presentados, tanto del tipo de Series de Tiempo como para modelos de Pronósticos Causales, se propone aplicar un modelo ARIMA o de Box-Jenkins

correspondiente al grupo de Series Temporales, debido a que este tipo de modelo presenta excelentes resultados para pronósticos a corto plazo que es lo que se busca en este estudio, para así con ello tomar las medidas preventivas correspondientes dentro del departamento de operaciones de alto horno, mientras que para modelos Pronósticos Causales, se propone aplicar modelo de Regresiones Múltiple de forma simple y también modelo de Regresiones múltiples utilizando Diseño de Experimentos ya que según sus usos y precisión es el que posee las mejores características dentro de este grupo de modelos, finalmente con ello se espera obtener el modelo más preciso entre estos dos tipos de métodos de pronósticos.

3.5. Pruebas Estadísticas

3.5.1. Correlación

La correlación es la fuerza y dirección de una relación lineal entre dos variables estadísticas. Se entiende por esto que dos variables están correlacionadas cuando los valores de una de ellas varía sistemáticamente con respecto a la variación de la otra, es decir si tenemos dos variables X e Y si aumenta la primera también lo hace la segunda y viceversa.

3.5.2. Test de hipótesis

Se formulan hipótesis acerca de leyes o fenómenos físicos o naturales, que es necesario demostrar o chazar por medio de contrastes (test) o pruebas. La prueba de hipótesis es el contraste de la hipótesis, lo que nos llevará a su aceptación o rechazo.

Con un test de hipótesis se busca evidencia en los datos de una muestra para apoyar o rechazar una determinada hipótesis, la aceptación o rechazo de la hipótesis dependen de la suficiente evidencia que presentan los datos para dicho efecto.

H_0 : Hipótesis o aseveración que se desea probar.

H_1 : Hipótesis alternativa

A base de la información de una muestra nosotros podemos cometer dos tipos de errores en nuestra decisión.

- Podemos rechazar un H_0 que es cierto.
- Podemos aceptar un H_0 que es falso.

El primero se llama error Tipo 1

Error Tipo 1: Cuando rechazamos una Hipótesis Nula que es cierta cometemos error tipo 1.

Y el segundo error se llama error Tipo 2.

Error Tipo 2: Cuando aceptamos una Hipótesis Nula que es falsa cometemos error tipo 2.

Se rechaza la hipótesis nula cuando el p -valor es pequeño. El valor fijo a partir del cual el p -valor se considera pequeño es el nivel de significancia α (0.10, 0.005, 0.001, 0.0001). (Cuesta Álvaro Pedro, Introducción Técnicas estadísticas aplicadas a ciencias de la salud).

3.5.3. Test de residuales

En términos generales, el análisis de los residuos es básico para observar si se verifican las hipótesis del modelo de regresión. Es decir el análisis de residuos es la diferencia entre los valores predichos de una variable y los valores reales de ésta. Por ello, a continuación se exponen las propiedades matemáticas de los mismos. Considérese el modelo de regresión lineal múltiple

$$\vec{Y} = \mathbf{X} \vec{\alpha} + \vec{\epsilon}.$$

Los residuos mínimo-cuadráticos vienen dados por

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad i = 1, \dots, n$$

o en forma matricial

$$\vec{e} = \vec{Y} - \hat{Y}.$$

3.5.4. Aplicaciones

En la Tabla 3.3 se presentan variadas aplicaciones de modelos predictivos, donde se presenta un breve resumen de lo que desarrollaron y los resultados que ellos obtuvieron con la utilización de cada una de estas técnicas, estas aplicaciones se obtuvieron de bases de datos como Scielo, EBSCO, Redalyc, Google académico, Catalogo global de cybertesis.

Tabla N° 3. 3 : Aplicaciones de modelos predictivos.

Nombre publicación	Tipo de modelo aplicado	Descripción de Aplicación	Fuente
<p>“Modelo auto-regresivo con variables exógenas aplicadas a series de tiempos hidrológicas en la cuenca del río Labrija”</p>	<p>Modelo Autorregresivo</p>	<p>Aplicaron modelos de series de tiempo a los caudales de la estación Café Madrid y Majadas. Arrojando como resultado para los caudales medios de la estación Café Madrid que su variable exógena a utilizar corresponde a la precipitación media diaria sobre CSRL, mientras que para la estación Majadas la variable exógena con mejor correlación es la precipitación media sobre la sub-cuenca de Suratá y Tona, con el modelo obtenido se puede hacer pronósticos a corto plazo conociendo la precipitación media del día anterior, con lo cual se puede concluir que para este caso en estudio este tipo de modelo es efectivo pero en este caso no obtiene un rango más amplio para pronósticos.</p>	<p>Blanco y Gualdrón. (2006)</p>
<p>“Modelo de promedios móviles para el pronóstico horario de potencia y energía eléctrica”</p>	<p>Modelo de Promedios Móviles</p>	<p>Buscaron obtener un modelo con el cual se pueda proyectar la potencia y la energía eléctrica, para con ello realizar la operación y programación de las unidades de generación diariamente y así evitar hacer nuevas programaciones o re-despachos evitando así gastos innecesarios, para ello hicieron el análisis en paralelo entre las predicciones de modelo de promedios móviles y otras dos técnicas de predicción con 22368 datos para el modelo de energía y 2481 para el modelo de potencia, obteniendo de ello</p>	<p>Valencia, Lozano y Moreno. (2007)</p>

		que el que menor error arrojaba era el del modelo de promedios móviles, concluyendo finalmente que este es un modelo fácil de implementar y que arroja un porcentaje alto de pronósticos con bajo error.	
“Análisis de series de tiempo univariante aplicando metodología de box-jenkins para la predicción de ozono en la ciudad de Cali, Colombia”	Modelos ARIMA	Se plantea la problemática que existe en la ciudad de Cali por los niveles peligrosos de ozono troposférico, para ello utilizaron el análisis univariante de series de tiempo, a un total de 2496 datos de ozono troposférico obtenidos de una estación de monitoreo de la calidad del aire, estos fueron de 104 días de los que 93 días fueron utilizados para la estimación del modelo y los restantes 11 para validación del modelo, ellos hicieron el análisis de correlación del ozono con sus posibles variables precursoras como el óxido de nitrógeno, compuestos orgánicos volátiles y la radiación solar, con lo cual llegaron a un modelo en términos generales aceptable con ciertas observaciones para seguir mejorando y afinando su eficiencia.	Jaramillo, Gonzales, Nuñez, Portilla y Lucio. (2003)
“Análisis de ozono y óxido de nitrógeno mediante técnicas de series de tiempo y regresión lineal”	Modelos ARIMA	Esta investigación surge por la gran preocupación de parte de las autoridades encargadas de la protección del medio ambiente basados en los peligrosos niveles de ozono registrados en zonas cercanas a Ciudad de México, para ellos analizaron información registrada de niveles de ozono entre los años 1986 a 1999, y a su vez analizaron el grado de asociación (correlación) con sus posibles precursores como el NO ₂ , NO _x y variables meteorológicas como temperatura, humedad relativa y velocidad	Correa, Muñoz y Cardoso. (1999)

		<p>del viento, para ello las concentraciones de ozono (O₃) se analizaron mediante series de tiempo con la metodología de Box-Jenkins y también hicieron un análisis de correlación y regresión múltiple entre los contaminantes y las variables meteorológicas, concluyendo que las fluctuaciones de los niveles de ozono en el sector del estudio se asocian en mayor medida a las concentraciones promedios diarios de ozono así como también a los contaminantes precursores registrados el día anterior, dejando como observación que el modelo obtenido es bueno, pero se puede seguir mejorando mientras más información se tenga.</p>	
<p>“Utilización de modelos ARIMA para la vigilancia de enfermedades transmisibles”</p>	<p>Modelos ARIMA</p>	<p>Ésta investigación surge con la necesidad de tener un mayor control de las enfermedades transmisibles, con lo que se hace posible intervenciones oportunas garantizando a las autoridades sanitarias la reducción de las consecuencias, en ocasiones letales, derivadas de enfermedades y otros daños. La modelación ARIMA, está siendo empleada mundialmente en salud pública con frecuencia creciente, debido a sus bondades para modelar adecuadamente el comportamiento de los eventos de salud y para la obtención de pronósticos del comportamiento esperado de enfermedades transmisibles sujetas a vigilancia. En esta investigación se presentan los resultados obtenidos con esta modelación para la predicción de las atenciones médicas semanales por enfermedades diarreicas agudas y por infecciones respiratorias agudas en Cuba durante los años 1998-2004. Se contrastan los valores esperados y los valores observados y se</p>	<p>Coutin, Guisel. (2007)</p>

		concluye que estos modelos tienen buena estabilidad y resultan adecuados para el pronóstico de estos eventos.	
“Ajuste de modelos econométricos al mercado bursátil Colombiano”	Modelos ARIMA	<p>Esta investigación tiene por objetivo permitir el uso de herramientas de verificación del comportamiento caótico en mercados de renta variable, lo cual implica la no linealidad en los precios y la dependencia en el corto plazo respecto a sus valores históricos; permitiendo la predicción, basada en información endógena. La metodología consiste en probar, en primera instancia, la estacionariedad en los retornos de las series bursátiles, mediante el test de Dickey-Fuller Aumentado. Después, utilizando pruebas QLB y Bartlett determinar si las series presentan autocorrelaciones significativas en algunos de sus rezagos; justificando así el uso de la metodología de Box-Jenkins, para generar ajustes ARIMA y/o GARCH; con el objetivo de obtener modelos con residuos no autocorrelacionados. Por último, se elige el mejor ajuste para cada uno de los activos bursátiles, usando el criterio de Akaike. Todo lo anterior como preámbulo para probar la hipótesis de comportamiento caótico en las series financieras colombianas.</p>	Duarte, Mascareñas y Sierra. (2012)

<p>“Modelo Matemático para Predecir el Comportamiento del Silicio en el Proceso de Obtención del Arrabio en el Departamento de Altos Hornos en la Compañía Siderúrgica Huachipato S.A.”</p>	<p>Modelo de Retardos Distribuidos</p>	<p>En esta investigación se procedió a establecer las variables que influyen en las variaciones de Silicio uno de los principales elementos presentes en el arrabio producido por el alto horno, para lo cual con estas posibles variables se determinó los niveles de correlación con la variable que se busca explicar que es % de silicio, posterior a ello se determinó el número de rezagos que tenían estas variables con lo que finalmente por medio de modelos de retardos distribuidos se obtuvo un modelo con una confiabilidad aceptable para describir las variaciones de porcentaje de Silicio en la producción de arrabio en una siderúrgica.</p>	<p>Sepúlveda Karina. (2007)</p>
<p>“Muertes por causas violentas y ciclo económico en Bogotá, Colombia: un estudio de series de tiempo, 1997-2006.”</p>	<p>Modelos ARIMA</p>	<p>En esta investigación se buscó caracterizar las tendencias temporales del número de muertes por causas violentas en la ciudad de Bogotá entre 1997 y 2006 y analizar su posible asociación con los ciclos económicos de la ciudad. Esto con cifras absolutas de muertes violentas registradas entre enero de 1997 y septiembre de 2006 en Santa Fe de Bogotá, Colombia. Para lo cual Se utilizaron modelos ARIMA de series de tiempo trimestrales para caracterizar el comportamiento de las muertes violentas. Como variables explicativas del ciclo económico de la ciudad se utilizaron las series trimestrales del índice de precios al consumidor, la tasa de desempleo y el número total de personas ocupadas; se evaluó su asociación con las series de muertes mediante modelos de función de transferencia. Con lo que se obtuvo que del total de 36575 muertes por causas violentas en Bogotá, 57,7% fueron por homicidios y 23,7% por accidentes de</p>	<p>Montoya, Pedraza (2006)</p>

		<p>tránsito. Las series de homicidios, suicidios y muertes por accidentes de tránsito mostraron tendencias decrecientes, con un marcado comportamiento estacional en las series de muertes por accidentes de tránsito y suicidios, mostrándose un aumento en los dos últimos trimestres de cada año. Se hallaron asociaciones significativas entre todas las series de muertes por las diferentes causas con al menos una serie económica y en cada caso se identificó el modelo de función de transferencia respectivo. Se encontraron asociaciones significativas entre las muertes por causas violentas y algunas variables económicas que describen el ciclo de la actividad en la ciudad. Y confirmaron que diferentes circunstancias socioeconómicas que afectan a una sociedad pueden influir en el nivel de violencia.</p>	
--	--	--	--

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, luego de la revisión de una variada gama de aplicaciones de los distintos modelos de pronósticos se puede concluir que estos son aplicables en áreas desde la economía, índices de precios, producción, niveles de inventarios, determinación de niveles de elementos químicos contaminantes en el ambiente, hasta el pronóstico de elementos químicos generados producto de reacciones químicas, por lo cual se puede tener la confianza de que estos tipos de modelos si son aplicables a las variables que se están estudiando en esta memoria, teniendo el correspondiente respaldo teórico para esto.

Capítulo 4: ANÁLISIS DE VARIABLES Y ALTERNATIVAS DE PRONOSTICOS.

En el este capítulo se presentan las variables para los modelos que se busca generar, para ello se analizará primeramente su estacionariedad, así como también la Autocorrelación y Autocorrelación parcial de las variables dependientes Azufre, Carbono y Silicio y la generación de modelos por medio de regresiones múltiples, modelos ARIMA y modelo de regresión múltiple con técnica de diseño de experimentos.

Para este análisis se tuvo que determinar un tamaño de muestra apropiado, para ello y luego de analizar las mediciones realizadas durante todo el año 2012 se definió que este análisis se realizará con 90 mediciones correspondientes a los meses de octubre, noviembre y diciembre del año señalado, estas serán en intervalos diarios, esto se definió así debido a que durante esos meses se tuvo un comportamiento más homogéneo de los datos, sin presentar grandes variabilidades, esto se ve reflejado en la casi no existencia de puntos atípicos, así como también la no existencia de días en que las instalaciones del horno estuvieran paradas, lo que se traduce en no haber producción de arrabio en esos días.

4.1. Análisis de las posibles variables explicativas del porcentaje de Azufre, Carbono y Silicio

Variables de materiales de carga: Dentro de este ítem denominado como materiales de carga, se incluyen las diferentes materias primas que son introducidas en el alto horno tales como; *carga de caliza, carga de coque, carga de pellet, carga de cuarzo, carga de romeral.*

De estas variables se lleva un registro de forma diaria, es por esto que se condiciona el estudio realizado a continuación, a llevarse a cabo en intervalos diarios.

Variables introducidas por las toberas: Acá se presentan variables que según teoría determinan variaciones en el estado térmico del horno y directamente en el

azufre y silicio que son variables que se analizan en este estudio, esta son; *temperatura de viento insuflado, volumen de viento insuflado*.

Mientras que otra variable que está dentro de este subgrupo es el combustible que se introduce al alto horno, que en este caso para el alto horno N°2 es *alquitrán*.

Variables del estado térmico del horno: Este tipo de variables determina el estado térmico del Horno, lo cual entrega la información de cómo está funcionando este, ya que si se está a una baja temperatura el horno no está trabajando de buena forma y se hace necesario tomar alguna medida para subir su temperatura, una variable que entrega información sobre esto es la medición de la *temperatura del arrabio*, la cual se va monitoreando al momento de cada colada.

Otra variable de la cual se lleva registro y que se tomará en cuenta en este análisis es la *temperatura de llama del horno*.

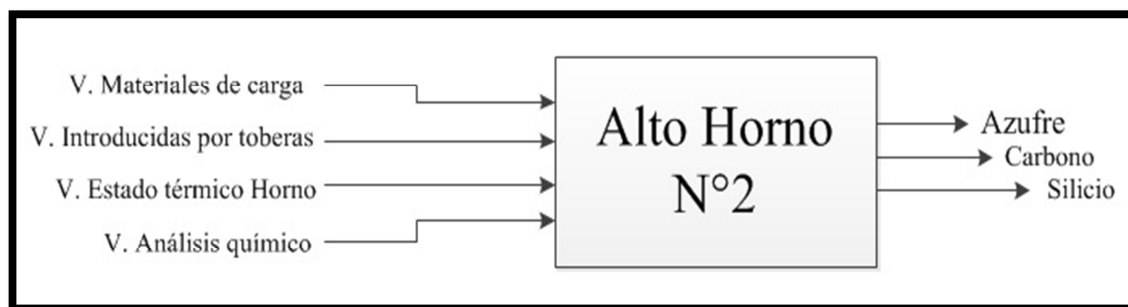
Variables del análisis químico del horno: Las variables incluidas en este ítem son producto de un análisis químico aplicado al arrabio al momento de realizar cada colada, estas variables son los porcentajes de; *Azufre, Carbono, Silicio*.

Las cuales componen el arrabio, para estas variables son las que se busca obtener los respectivos modelos de predicciones, es decir objetivo principal de este estudio. Otros elementos que componen el arrabio son los porcentajes de manganeso, vanadio, cobre, etc. pero de estas últimas no se lleva un registro detallado.

Elementos de entrada y salida para los modelos

En la Figura 4.1 se muestra un esquema de los grupos de variables que influyen ya sea en mayor o menor grado en los niveles de los elementos de salida (Azufre, Carbono y Silicio) que se busca determinar con los modelos predictivos.

Figura N° 4. 1 : Diagrama de entradas y salidas de modelos.



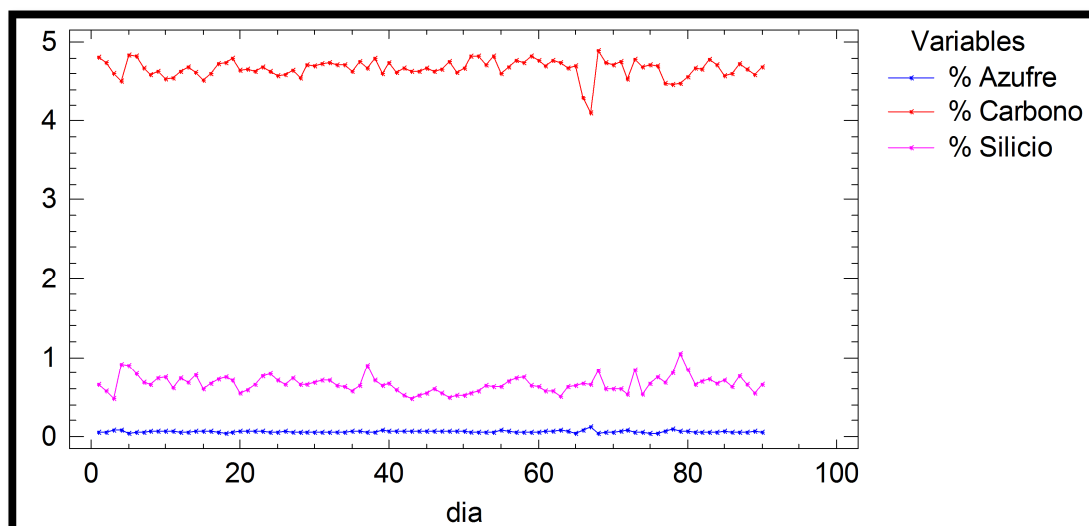
Fuente: Elaboración propia.

4.2. Análisis de los datos

Acá se analizará el comportamiento de los datos a lo largo del tiempo tanto de las variables que se busca explicar, como también las posibles variables explicativa, las que se analizarán gráficamente y por medios de test para la determinación de si son o no estacionarias.

En la Figura 4.2 se presenta la serie de tiempo de las variables en análisis en este caso azufre, carbono y silicio, todas provenientes de la producción de arrabio del Alto Horno N°2.

Figura N° 4. 2 : Serie de tiempo del azufre, carbono y silicio del Alto Horno 2.

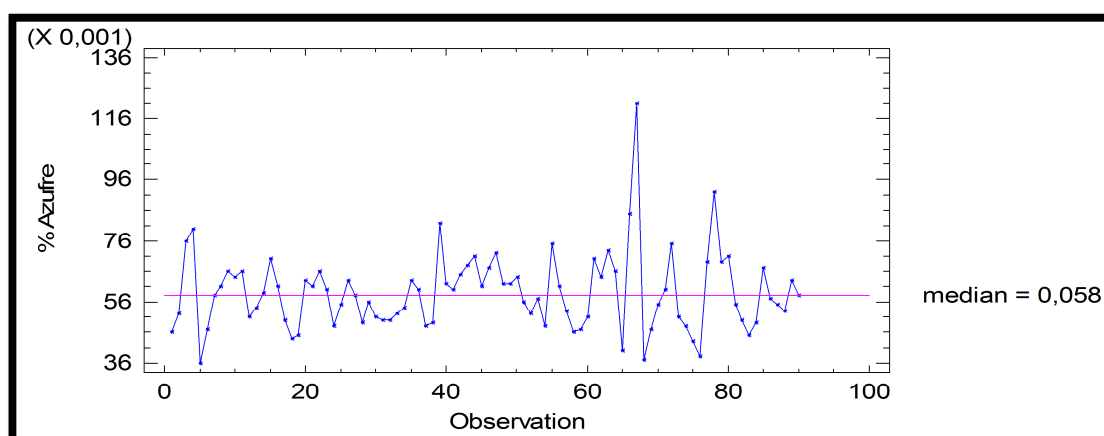


Fuente: Elaboración propia a partir de datos del AH-2.

4.2.1. Análisis estadístico y estacionariedad de variables dependientes

En la Figura 4.3 se observa la gráfica de serie de tiempo de la variable dependiente Azufre, de la cual se tienen 90 datos diarios que como ya se especificó corresponden a los meses de octubre, noviembre y diciembre del año 2012, siendo para esto una medición por día.

Figura N° 4. 3 : Serie de tiempo del Azufre del Alto Horno 2.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del AH-2.

Los datos presentados en la gráfica tienen una media 0,058 y desviación estándar 0,013, esta serie de tiempo presenta un valor mínimo de 0,036 y un máximo 0,121 siendo este último un punto atípico muy notorio lo cual puede ser provocado por algún cambio en la composición de la mezcla de las materias primas, a partir de esto se puede ver que este elemento está fuera de las especificaciones requeridas ya que estas deben estar entre 0,06 y 0,09 por ciento e incluso la media presentada está fuera del rango necesario.

Al observar la Figura 4.3, a simple vista se podría decir que esta serie de tiempo tiene una media constante a lo largo del tiempo y variaciones alrededor de ella también constantes, con lo que se podría asumir la estacionariedad de esta variable, pero para corroborar esto se procede a realizar un test de estacionariedad, en el capítulo 3 se presentaron dos test de raíces unitarias el Dickey-Fuller y Dickey-Fuller

Aumentado, se determinó utilizar el test de Dickey-Fuller Aumentado ya que este es el más exigente. (Montero Roberto, Variables no estacionarias y cointegración).

La Tabla 4.1 presenta el test Dickey-Fuller Aumentado del porcentaje de azufre del cual se ve que el valor del estadístico ADF = -8.227177 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento. Concluyendo con lo dicho anteriormente que se rechaza la hipótesis nula, por consecuencia la serie es estacionaria.

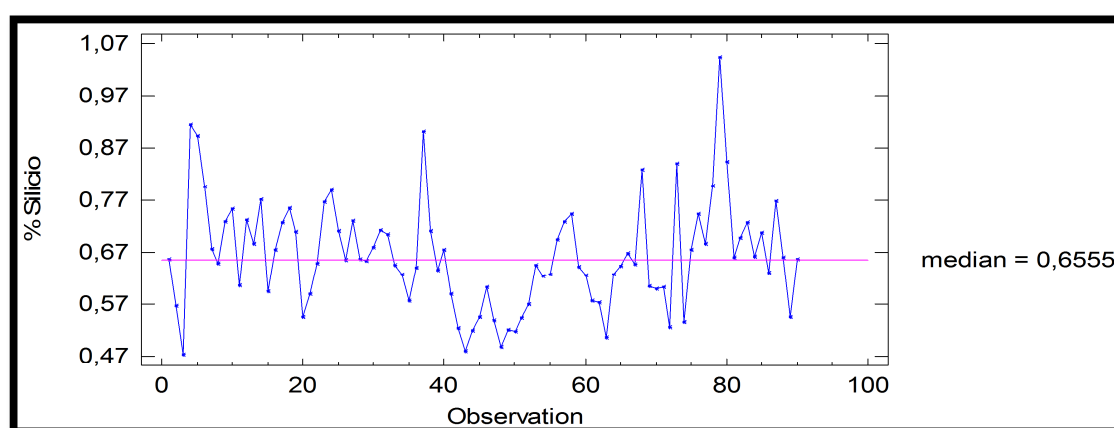
Tabla N° 4. 1 : Test de Dickey-Fuller Aumentado para probar estacionariedad del Azufre

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.227177	0.0000
Test criticalvalues: 1% level	-3.506484	
5% level	-2.894716	
10% level	-2.584529	

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

En la Figura 4.4 se observa la gráfica de serie de tiempo de la variable dependiente Silicio cuyos datos fueron obtenidos del Alto Horno 2.

Figura N° 4. 4 : Serie de tiempo del Silicio del Alto Horno 2.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del AH-2.

En la gráfica se presenta una media 0,656 y desviación estándar 0,104 así como también los valores mínimo 0,473 y máximo 1,044 observándose un punto atípico donde se ve una medición de silicio superior a uno por ciento la cual puede ser provocada por un aumento en la temperatura del horno que estaría generando esta alza tan notoria. De igual forma que el azufre esta variable esta fuera de los rangos especificados que para este caso están entre 0,35 y 0,65 por ciento.

Al observar la Figura 4.4 se ve que tiene una media constante a lo largo del tiempo con lo que se podría asumir la estacionariedad de esta variable, pero para corroborar esto se procede hacer el siguiente test de estacionariedad.

El test de estacionariedad de la Tabla 4.2 corresponde al silicio y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -5.963493 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla N° 4. 2 : Test de Dickey-Fuller Aumentado para probar estacionariedad del Silicio

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.963493	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.505595	
5% level	-2.894332	
10% level	-2.584325	

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

Acá se presentó el análisis de dos variables dependientes el azufre y silicio, el análisis de la estacionariedad de la variable dependiente carbono y cada una de las posibles variables explicativas de este análisis se presentan en detalle en el ANEXO B.

Previo al inicio de la obtención de los modelos se debe hacer el análisis de autocorrelación simple y autocorrelación parcial de cada una de las variables dependientes de este estudio, para así determinar la cantidad de rezagos que presentan estas variables, o en su defecto la no existencia de rezagos, dicho análisis se presenta en detalle en el ANEXO C.

4.3. Generación y análisis de modelos predictivos de Azufre, Carbono y Silicio

4.3.1. Métodos causales de pronósticos

El objetivo de este ítem es el análisis de cada una de las salidas generadas para las variables que se buscan explicar como son el Azufre, Carbono y Silicio provenientes del Alto Honro N°2 para ello no hay una forma estándar de determinar el mejor modelo en contraste con otro, por lo que para efecto de este análisis serán tomados en cuenta estadísticos tales como R-Cuadrado, R-Cuadrado ajustado y P-value. (Dolado Javier).

El análisis que se hace a continuación es para modelos de Regresiones Múltiples los cuales están dentro de modelos causales de pronósticos.

Este análisis y cada uno de los modelos de regresiones múltiples correspondientes al Azufre, Carbono y Silicio serán realizados con una muestra de 90 datos registrados de forma diaria, que corresponde a los meses de octubre, noviembre y diciembre del año 2012.

Para ello se ingresan los datos de las diferentes variables que se piensan son las que explican la variabilidad del azufre, carbono y silicio al programa Statgraphics XV.I, donde se analizarán sus salidas en forma detallada para así obtener el modelo que represente de mejor forma el comportamiento de estas tres variables ya mencionadas.

➤ Análisis de salidas de la variable Azufre

Análisis de la primera salida generada para el modelo de regresiones múltiples de la variable Azufre, acá se tomaron en cuenta todas las variables presentadas en el principio de este capítulo, debido a que según lo analizado en terreno y en específico el área de operaciones de alto horno estas son las variables que influyen en distintos grados sobre la variable azufre, existiendo también la posibilidad de no influir en las variaciones del azufre para lo cual se determinaría extraer de este análisis.

Tabla N° 4. 3 : Salida N°1 para % Azufre

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	0,0794038	0,193381	0,410608	0,6825
T° Aire Insufl	0,000427965	0,0000908693	4,70968	0,0000
Vol Viento Insufl	-1,20775E-7	3,12652E-8	-3,86294	0,0002
T° Media Llama	-0,00020976	0,000112063	-1,87181	0,0649
Carga Alquitrán	0,00000416738	9,88321E-7	4,21662	0,0001
Carga Caliza	-0,000488544	0,000162757	-3,00168	0,0036
Carga Coque	0,000398444	0,000131085	3,03957	0,0032
Carga Pellet	-0,0000797053	0,0000247886	-3,21541	0,0019
Carga Cuarzo	-0,00723416	0,00489087	-1,47912	0,1430
% Azufre 1 rezago	0,208989	0,0871058	2,39926	0,0188

R-squared = 43,5474 percent
 R-squared (adjusted for d.f.) = 37,1964 percent
 Standard Error of Est. = 0,0100418
 Mean absolute error = 0,00720239
 Durbin-Watson statistic = 1,88618 (P=0,1855)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,0553237

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

En la Tabla 4.3 se muestra la primera salida para el modelo de regresiones del azufre, en la cual se muestra que el azufre tiene como variables independientes y/o explicativas a la T° aire Insufl, Vol. Viento Insufl, T° Media Llama, Carga Alquitrán, Carga Caliza, Carga Coque, Carga Pellet, Carga Cuarzo y el % de Azufre 1 rezago, y también arroja el valor de una constante igual a 0,0794038.

Luego se analiza estadístico R-Cuadrada que nos indica que las variables que componen el modelo ajustado explican en un 43,55 por ciento la variabilidad del % Azufre.

Ahora bien se observa dentro de la Tabla 4.4 los valores del estadístico P-value, el cual si es mayor a 0.05 dicha variable no es significativa para el modelo por lo que se recomienda sacar del modelo, es lo que sucede con la variable Carga Cuarzo que tiene un P-value de 0,1430 por lo cual se recomienda sacar del modelo.

Es por lo mencionado anteriormente que al realizar el análisis de los cambios de un modelo a otro, extrayendo variables poco significativas nos fijaremos en el estadístico R-Cuadrado ajustado, ya que es el más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes. (Dolado Javier, Validez de las predicciones en la estimación de costes)

Tabla N° 4. 4 : Salida N°2 para % Azufre

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	0,0876478	0,194713	0,450139	0,6538
T° Aire Insufl	0,000451389	0,0000901323	5,00807	0,0000
Vol VientoInsufl	-1,2739E-7	3,11698E-8	-4,08698	0,0001
T° Media Llama	-0,00022419	0,000112453	-1,99363	0,0496
Carga Alquitrán	0,00000444241	9,77763E-7	4,54344	0,0000
Carga Caliza	-0,000476562	0,000163743	-2,91043	0,0047
Carga Coque	0,000258445	0,0000913528	2,82909	0,0059
Carga Pellet	-0,0000806072	0,0000249621	-3,22918	0,0018
% Azufre 1 rezago	0,194543	0,0871888	2,23128	0,0284

R-squared = 42,0035 percent
 R-squared (adjusted for d.f.)= 36,2755 percent
 Standard Error of Est. = 0,0101152
 Mean absolute error = 0,00716654
 Durbin-Watson statistic = 1,88871 (P=0,1816)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,0540995

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Como se dijo en la salida N°1 se recomendaba sacar la variable Carga de Cuarzo del modelo, lo cual se muestra el resultado en la Tabla 4.4 en la cual nos arroja un R-Cuadrado igual a 42,00 por ciento, pero para comparar la salida N°1 con la N°2 observamos el R-Cuadrado ajustado que en la primera salida era de 37,2 por ciento y el de la segunda salida es de 36,3 por ciento, comprobándose así que al extraer esa variable del modelo no hay un cambio importante en este.

Si bien un R-Cuadrado de 42,00 por ciento no es un muy elevado, si es bueno considerando el área y condiciones que existen en la producción de arrabio, debido a la gran variabilidad dentro del alto horno, tanto por las reacciones químicas como por las condiciones del proceso en sí.

Modelo de regresión múltiple resultante:

$$\% \text{ Azufre} = 0,0876478 + 0,000451389 \cdot T^\circ \text{ Aire Insufl} - 1,2739E-7 \cdot \text{Vol Viento Insufl} - 0,00022419 \cdot T^\circ \text{ Media Llama} + 0,00000444241 \cdot \text{Carga Alquitrán} - 0,000476562 \cdot \text{Carga Caliza} + 0,000258445 \cdot \text{Carga Coque} - 0,0000806072 \cdot \text{Carga Pellet} + 0,194543 \cdot \% \text{ Azufre 1 rezago}$$

➤ **Análisis de salidas de la variable Carbono**

A continuación se presenta la primera salida para la generación del modelo de predicción de porcentaje de carbono dentro del arrabio, acá de la misma forma que en el análisis del azufre se tomaron en cuenta todas las variables presentadas en el principio de este capítulo, debido a que según lo analizado con personal del área de operaciones de alto horno estas son las variables que influyen en distintos grados sobre la variable porcentaje de carbono, mencionando también que al encontrar que alguna de estas no influyen en la variación del carbono se sacaría dicha variable del modelo.

Tabla N° 4. 5 : Salida N°1 para % Carbono

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	4,33583	0,955016	4,54006	0,0000
T° Arrabio	0,00106636	0,000331882	3,21305	0,0019
T° Aire Insufl	-0,0019646	0,000583793	-3,36523	0,0012
Vol Viento Insufl	6,17551E-7	2,49581E-7	2,47435	0,0155
Carga Alquitrán	-0,0000239071	0,00000798071	-2,9956	0,0036
Carga Pellet	-0,0000519688	0,000130962	-0,396823	0,6926
Carga Cuarzo	0,0142188	0,0193547	0,734643	0,4647
% Carbono 1 rezago	0,197952	0,0895868	2,20962	0,0300
% Silicio 1 rezago	-0,204553	0,102603	-1,99363	0,0496

R-squared = 46,4883 percent
 R-squared (adjusted for d.f.) = 41,1371 percent
 Standard Error of Est. = 0,088195

Mean absolute error = 0,0623391
 Durbin-Watson statistic = 1,8971 (P=0,2102)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,0410892

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

De la salida N°1 para % de Carbono se observa que tiene un R-Cuadrado igual a 46,5 por ciento es decir las variables que se muestran en la Tabla 4.5 explican en un 46,5 por ciento la variabilidad del % Carbono.

Al observar los P-value se recomienda extraer la variable Carga Pellet y Carga Cuarzo ya que sus P-value son de 0,6926 y 0,4647 los cual son superiores a 0,05 por lo que no aportan al modelo.

Tabla N° 4. 6 : Salida N°2 para % Carbono

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	4,26172	0,941943	4,52439	0,0000
T° Arrabio	0,00115708	0,000318279	3,63543	0,0005
T° Aire Insufl	-0,00180127	0,000540988	-3,32959	0,0013
Vol Viento Insufl	5,42372E-7	2,37676E-7	2,28198	0,0251
Carga Alquitrán	-0,0000211607	0,00000752759	-2,81108	0,0062
% Carbono 1 rezago	0,175731	0,0849857	2,06777	0,0418
% Silicio 1 rezago	-0,238843	0,0959063	-2,49038	0,0148

R-squared = 45,6988 percent
 R-squared (adjusted for d.f.) = 41,7255 percent
 Standard Error of Est. = 0,0877531
 Mean absolute error = 0,0634267
 Durbin-Watson statistic = 1,89833 (P=0,2471)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,0409947

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Al sacar la variable Consumo de Coque desde el modelo, se debe observar el R-Cuadrado ajustado ya que es el estadístico que sirve para comparar modelos con distintas cantidades de variables.

El R-Cuadrado ajustado de la salida N°1 es de 41,14 por ciento mientras que el de la salida N°2 es de 41,73 por ciento demostrándose así que al extraer usas variables el modelo mejora y se obtiene un modelo más sencillo lo cual es siempre más recomendado.

El modelo final para el carbono contiene como variables explicativas la T° Arrabio, T° Aire Insufl, Vol Viento Insufl, Carga Alquitrán, % Carbono 1 rezago y % Silicio 1 rezago, arrojando un R-Cuadrado de 45,7 por ciento lo que es bastante aceptable considerando lo explicado anteriormente de la variabilidad que tiene el proceso de producción de arrabio en el alto horno.

Modelo de regresión múltiple resultante:

$$\% \text{ Carbono} = 4,26172 + 0,00115708 * T^{\circ} \text{ Arrabio} - 0,00180127 * T^{\circ} \text{ Aire Insufl} + 5,42372E-7 * \text{Vol Viento Insufl} - 0,0000211607 * \text{Carga Alquitrán} + 0,175731 * \% \text{ Carbono 1 rezago} - 0,238843 * \% \text{ Silicio 1 rezago}$$

➤ **Análisis de salidas de la variable Silicio**

Generación de modelo de predicciones para porcentaje de silicio, acá de la misma forma que en los análisis de los modelos anteriores se tomaron en cuenta todas las variables presentadas al iniciar este capítulo, debido a que según el análisis previo en el alto horno estas son las variables que influyen en distintos grados sobre el porcentaje de silicio, mencionando también que al encontrar que alguna de estas no influyen en la variación del silicio se sacaría dicha variable del modelo.

Tabla N° 4. 7 : Salida N°1 para % Silicio

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	6,52159	1,58601	4,11195	0,0001
T° Aire Insufl	0,00123607	0,000536983	2,30187	0,0240
Vol Viento Insufl	-1,2895E-7	1,01781E-7	-1,26694	0,2089
T° Media Llama	-0,00234822	0,000736454	-3,18855	0,0021
Carga Caliza	-0,00333023	0,0014401	-2,3125	0,0234
Carga Coque	0,0038371	0,00076638	5,00678	0,0000
Carga Pellet	-0,00103473	0,000214303	-4,82835	0,0000
Carga Romeral	-0,00130812	0,000309226	-4,23029	0,0001
% Azufre 1 rezago	-2,56932	1,21018	-2,12309	0,0369
% Carbono 1 rezago	-0,318745	0,132308	-2,40912	0,0183

R-squared = 50,6551 percent
 R-squared (adjusted for d.f.) = 45,0336 percent
 Standard Error of Est. = 0,0777883
 Mean absolute error = 0,0562789
 Durbin-Watson statistic = 1,69022 (P=0,0238)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,134771

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Al observar la Tabla 4.7 se ve que las variables ahí mostradas explican en un 50,6551 por ciento la variabilidad del % Silicio, pero se observa que la variable Vol Viento Insufl tienen un P-value superior a 0,05 por lo cual se recomienda sacar ésta variable del modelo generado para el porcentaje de silicio.

Tabla N° 4. 8 : Salida N°2 para % Silicio

		<i>Standard</i>	<i>T</i>	
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Error</i>	<i>Statistic</i>	<i>P-Value</i>
CONSTANT	6,28048	1,5805	3,97374	0,0002
T° Aire Insufl	0,00128386	0,000537679	2,38778	0,0193
T° Media Llama	-0,00227357	0,000736864	-3,08546	0,0028
Carga Caliza	-0,00353716	0,00143621	-2,46285	0,0159
Carga Coque	0,00362508	0,00075071	4,82887	0,0000
Carga Pellet	-0,000980055	0,000210705	-4,6513	0,0000
Carga Romeral	-0,00116139	0,000287803	-4,03537	0,0001
% Azufre 1 rezago	-2,70244	1,21016	-2,23313	0,0283
% Carbono 1 rezago	-0,318101	0,132806	-2,39522	0,0189

R-squared = 49,6525 percent
 R-squared (adjusted for d.f.) = 44,6178 percent
 Standard Error of Est. = 0,078082
 Mean absolute error = 0,0563598
 Durbin-Watson statistic = 1,67128 (P=0,0224)
 Lag 1 residual autocorrelation = 0,145093

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Al extraer la variable Vol. Viento Insufl. desde el modelo presentado en la Tabla 4.8 se obtiene el modelo de la Tabla 4.8.

Comparando el R-Cuadrado ajustado de la salida uno que es 45,03 por ciento con 44,62 por ciento correspondiente a la segunda salida se observa que al sacar la variable antes mencionada este modelo mejora ya que si bien disminuye si R-Cuadrado ajustado se vuelve un modelo más simple.

Ahora bien el modelo compuesto por las variables T° Aire Insufl, T° Media Llama, Carga Caliza, Carga Coque, Carga Pellet, Carga Romeral, % Azufre 1 rezago y % Carbono 1 rezago explican en un 49,7 por ciento la variabilidad del porcentaje de silicio en el arrabio, este es un buen R-Cuadrado considerando las grandes

variabilidades que posee el sistema productivo y las reacciones que se llevan a cabo dentro del alto horno.

Modelo de regresión múltiple resultante:

% Silicio = 6,28048 + 0,00128386*T° Aire Insufl - 0,00227357*T° Media Llama - 0,00353716*Carga Caliza + 0,00362508*Carga Coque - 0,000980055*Carga Pellet - 0,00116139*Carga Romeral - 2,70244*% Azufre 1 rezago - 0,318101*% Carbono 1 rezago

Finalmente el Test de Durbin-Watson permite evaluar si existe autocorrelación en una Regresión lineal, sea simple o múltiple. (Statgraphics, 2007, Análisis de una variable). Con ello se pretende ver si los valores presentan algún tipo de dependencia en cuanto al orden de obtención. Si fuera así no se estaría cumpliendo una de las condiciones del modelo de Regresión lineal (normalidad, homogeneidad de varianzas, independencia de los datos), para que estas si se cumplan el valor de este test debe ser cercano a 2, y observando valores de DW de cada uno de los modelos generados se concluye que todos cumplen ya que son cercanos a 2.

4.3.2. Modelos de series de tiempo, ARIMA o de Box-Jenkins

A continuación se hace un análisis de los posibles modelos del tipo ARIMA, en este se hace un contraste con algunas pruebas estadísticas para así determinar cuál de los modelos propuestos refleja de mejor manera el comportamiento de los datos de azufre, carbono y silicio.

Se decidió como segunda opción utilizar modelos del tipo ARIMA para este estudio, debido a que como se explicó en el capítulo 3 este tipo de modelos tienen la particularidad de unir dos modelos de predicciones de series de tiempo, estos son los modelos del tipo autorregresivo y de promedio móvil, haciendo de este un modelo más completo, otra ventaja que presenta este tipo de modelos en comparación con otros modelos de series de tiempo es la precisión que tiene en predicciones de corto plazo, lo cual es necesario en este estudio.

Previo a esto se recuerda que ya fue verificado que los datos en estudio son estacionarios, esto se corroboró por medio de análisis gráfico más el Test de Dickey-Fuller Aumentado, por consiguiente se puede continuar con el análisis de series de tiempo.

Para el siguiente análisis al igual que para el realizado con los modelos de Regresiones Múltiples se tomará una muestra de 90 datos correspondientes a octubre, noviembre y diciembre del año 2012, debido a que en ese periodo se tiene un comportamiento más estable de las variables en estudio, es decir las mediciones no tienen grandes variaciones a lo largo del tiempo comparado con otros meses del año 2012 donde se encontraron grandes saltos en los niveles de estas mediciones.

Esto fue ratificado al analizar los coeficiente de variación (CV) de cada una de las variables en donde para el azufre se obtuvo un CV de 21 por ciento, para el carbono un 2,5 por ciento y para el silicio un 15,7 por ciento, y según los rangos del CV, si este es menor o igual a 20 por ciento los datos poseen poca dispersión es decir son más homogéneos, por consiguiente si los datos tienen un CV más cercano a cero son más homogéneos. (Departamento administrativo nacional de estadística)

➤ **Análisis de salidas de la variable Azufre**

En la etapa de determinar los factores de un modelo ARIMA correspondientes tanto a la parte autorregresivo como la de promedios móviles son muy relevantes los gráficos de Autocorrelación y Autocorrelación parcial, ya que al observar el comportamiento de dichos gráficos se pueden obtener el orden de los procesos AR y MA.

Este análisis es desarrollado con el programa Statgraphics del cual se generan las opciones de modelos ARIMA que mejor representan el comportamiento de los datos.

Para el conjunto de datos de porcentaje de azufre se presentan cinco propuestas de modelos ARIMA con los cuales se procede determinar el mejor entre estas opciones,

dichas opciones se presentan en la Tabla 4.9 en donde se presentan varios tipos de criterios de decisión basados en los errores de cada modelo.

Comparación de Modelos

A continuación se presentan una serie de opciones de modelos de pronósticos del tipo ARIMA generados a partir del software Statgraphics, de cada uno de los modelos se determinan sus respectivos factores de autorregresión (AR), integración (I) y de medias móviles (MA).

(M) ARIMA(0,0,2) with constant*

(N) ARIMA(2,0,0) with constant

(O) ARIMA(1,0,2) with constant

(P) ARIMA(1,0,1) with constant

(Q) ARIMA(2,1,1)

Tabla N° 4. 9 : Errores para opciones de modelos ARIMA

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC
(M)	0,0118398	0,00885871	15,3767		-3,59422	-8,80591
(N)	0,0119313	0,00877359	15,2892	-0,0000159717	-3,64871	-8,79051
(O)	0,011876	0,00883424	15,3487		-3,54912	-8,77758
(P)	0,0120236	0,00864462	15,0408	0,0000326191	-3,64165	-8,7751
(Q)	0,0120345	0,00862204	14,7271	0,00123296	-1,46682	-8,77328

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Tabla N° 4. 10 : Comparación de modelos para % Azufre

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(M)	0,0118398	OK	OK	OK	OK	**
(N)	0,0119313	OK	OK	OK	OK	**
(O)	0,011876	OK	OK	OK	OK	**
(P)	0,0120236	OK	OK	OK	OK	**
(Q)	0,0120345	OK	OK	OK	OK	**

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

La Tabla 4.10 también resume los resultados de cinco pruebas para determinar si cada modelo es adecuado para los datos. Las pruebas analizadas son: Raíz del

Cuadrado Medio del Error (RMSE), Prueba corridas excesivas arriba y abajo (RUNS), Prueba corridas excesivas arriba y abajo de la mediana (RUNM), Prueba de Box-Pierce para autocorrelación excesiva (AUTO), Prueba para diferencia en medias entre la 1ª mitad y la 2ª mitad (MEDIA) y la Prueba para diferencia en varianza entre la 1ª mitad y la 2ª mitad (VAR).

Para lo cual OK significa que el modelo pasa las pruebas antes mencionadas, un * significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 95%, dos *'s significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 99%, tres *'s significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 99,9%.

Al analizar los resultados de las pruebas mostradas en la Tabla 4.10 se concluye que el modelo más adecuado para los datos es el modelo M que corresponde a un modelo ARIMA(0,0,2) del cual se seguirá analizando sus características en forma más detallada.

Al principio se señaló que el modelo era un ARIMA(0,0,2) with constant, lo que significa que a la hora de generar el modelo propiamente tal se debe integrar el valor de la constante acá señalada, que en este caso corresponde al valor 0,0589.

Tabla N° 4. 11 : Resumen de modelo ARIMA(0,0,2) de % Azufre

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Stnd. Error</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>
MA(1)	-0,247009	0,102015	-2,42131	0,017542
MA(2)	0,303368	0,100984	3,00411	0,003478
Mean	0,0589995	0,00116782	50,5208	0,000000
Constant	0,0589995			

Backforecasting: yes

Estimated white noise variance = 0,000140406 with 87 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,0118493

Number of iterations: 2

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Este procedimiento pronostica futuros valores de % Azufre. Este modelo asume que el mejor pronóstico disponible para datos futuros está dado por el modelo paramétrico que relaciona el valor más reciente con los valores y ruido previos,

donde MA(1) y MA(2) son procesos de medias móviles de primer y segundo orden respectivamente.

La salida que muestra la Tabla 4.11 resume la significancia estadística de los términos del modelo ARIMA(0,0,2) en donde los términos con P-Value menores que 0,05 son estadísticamente diferentes de cero con un nivel de confianza del 95,0%, concluyéndose con eso que dicho termino es significativo para el modelo.

Los P-vaule de los términos MA(1) y MA(2) son menores que 0,05, de modo que es estadísticamente diferente de cero por lo que son significativos para el modelo.

Modelo ARIMA(0,0,2) resultante:

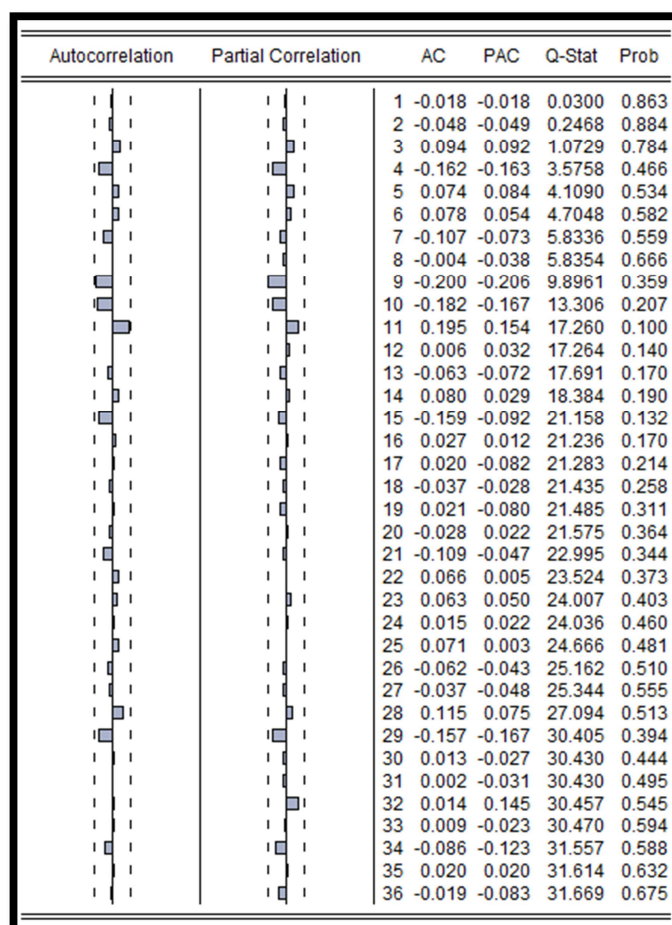
$$Y_t = 0,0589995 + a_t - 0,247009a_{t-1} + 0,303368a_{t-2}$$

Una vez analizada la significancia se procede a analizar la autocorrelación simple y autocorrelación parcial de los residuos del modelo ARIMA(0,0,2) para el azufre determinando así la existencia de aleatoriedad de los residuos (ruido blanco).

La Tabla 4.12 muestra los resultados de las autocorrelaciones estimadas entre los residuos a diferentes retrasos.

En este caso, ninguno de los 24 coeficientes de autocorrelaciones son estadísticamente significativas, esto ocurre cuando las gráficas de barras presentadas en la tabla no superan los límites que se muestran en línea segmentada, lo que implica que la serie de tiempo bien podría ser completamente aleatorios (ruido blanco).

Tabla N° 4. 12 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de Modelo ARIMA(0,0,2)para % de Azufre



Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

➤ **Análisis de salidas de la variable Carbono**

Como se dijo en el análisis del azufre la una forma para determinar los coeficientes de un modelo ARIMA es por medio del análisis de sus gráficas de autocorrelación simple y parcial, pero en este análisis serán presentados de forma automática ya que estamos utilizando un software estadístico para dicha función.

Para el conjunto de datos correspondientes al porcentaje de carbono se presentan 5 opciones de modelos del tipo ARIMA, esta se muestran en la Tabla 4.13, comparándose en ella distintos errores producto del ajuste de los modelos, ayudando con esto a la determinación del mejor modelo para el carbono del arrabio.

Comparación de Modelos

A continuación se dan a conocer las propuestas de modelos ARIMA para el porcentaje de carbono el arrabio producido en el alto horno, para cada una de las opciones de modelos se tiene sus respectivos coeficientes de la parte autorregresiva y promedios móviles.

(M) ARIMA(0,0,1) with constant*

(N) ARIMA(0,1,2)

(O) ARIMA(1,0,0) with constant

(P) ARIMA(1,0,1) with constant

(Q) ARIMA(0,0,2) with constant

Tabla N° 4. 13 : Errores para opciones de modelos ARIMA

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC
(M)	0,110008	0,0782364	1,6923	-0,000368267	-0,0641949	-4,36997
(N)	0,110346	0,0777069	1,68381	-0,00760579	-0,2186	-4,36382
(O)	0,110889	0,0773698	1,67459	-0,000361724	-0,0652012	-4,354
(P)	0,110168	0,07937	1,71697	-0,000353969	-0,063635	-4,34484
(Q)	0,110331	0,0794869	1,7193	-0,000276497	-0,0621113	-4,34188

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Tabla N° 4. 14 : Comparación de modelos para % Carbono

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(M)	0,110008	OK	OK	OK	OK	***
(N)	0,110346	OK	OK	OK	OK	**
(O)	0,110889	OK	OK	OK	OK	***
(P)	0,110168	OK	OK	OK	OK	**
(Q)	0,110331	OK	OK	OK	OK	**

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

La Tabla 4.14 resume los resultados de cinco pruebas para determinar si cada modelo es adecuado para los datos.

Al analizar los resultados de las pruebas mostradas en la tabla se concluye que el modelo más adecuado para los datos es el modelo M que corresponde a un modelo ARIMA(0,0,1) del cual se seguirá analizando sus características en forma más detallada.

Tabla N° 4. 15 : Resumen de modelo ARIMA(0,0,1) de % Carbono

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	0,262958	0,102068	2,5763	0,011653
Mean	4,67009	0,0157311	296,87	0,000000
Constant	3,44205			

Backforecasting: yes

Estimated white noise variance = 0,0123105 with 88 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,110953

Number of iterations: 1

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Este procedimiento pronostica futuros valores de % Carbono. Este modelo asume que el mejor pronóstico disponible para datos futuros está dado por el modelo paramétrico que relaciona el valor más reciente con los valores y ruido previos, donde AR(1) es un procesos autorregresivo de primer orden.

La salida que muestra la Tabla 4.15 resume la significancia estadística de los términos del modelos ARIMA(1,0,0) en donde el P-value para el término AR(1) es menor que 0,05, de modo que es estadísticamente diferente de 0 por lo cual es significativo para el modelo.

Modelos ARIMA(1,0,0) resultante:

$$Y_t = 3,44205 + 0,262958Y_{t-1}$$

Análisis de la autocorrelación simple y autocorrelación parcial de los residuos del modelo ARIMA(1,0,0) para el carbono determinando así la existencia de aleatoriedad de los residuos (ruido blanco).

En la Tabla 4.16 se muestra los resultados de las autocorrelaciones estimadas entre los residuos del modelo ARIMA para el carbono a diferentes retrasos. En este caso, ninguno de los 24 coeficientes de autocorrelaciones son estadísticamente significativas con un 95% de nivel de confianza, esto se determina analizando las barras de ambos gráficos, y para ello ninguna de ellas debe superar los límites

demarcados con líneas segmentadas, lo que implica que la serie de tiempo bien puede ser completamente aleatoria (ruido blanco).

Tabla N° 4. 16 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de Modelo ARIMA(1,0,0) para % Carbono

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.029	0.029	0.0791	0.779
		2	-0.117	-0.117	1.3570	0.507
		3	-0.004	0.003	1.3588	0.715
		4	-0.135	-0.151	3.1099	0.540
		5	0.073	0.085	3.6298	0.604
		6	0.023	-0.020	3.6818	0.720
		7	-0.101	-0.083	4.6969	0.697
		8	-0.031	-0.046	4.7930	0.779
		9	-0.160	-0.168	7.4191	0.594
		10	-0.052	-0.058	7.6989	0.658
		11	0.216	0.161	12.608	0.320
		12	0.131	0.120	14.425	0.274
		13	-0.004	-0.002	14.427	0.344
		14	0.067	0.102	14.911	0.384
		15	-0.137	-0.109	16.975	0.320
		16	-0.062	-0.070	17.406	0.360
		17	0.030	-0.036	17.508	0.420
		18	-0.010	0.008	17.519	0.488
		19	0.022	0.009	17.577	0.551
		20	-0.058	0.011	17.975	0.589
		21	-0.023	0.068	18.039	0.647
		22	0.057	0.007	18.432	0.680
		23	0.004	-0.035	18.435	0.734
		24	-0.019	-0.082	18.478	0.779
		25	0.011	-0.051	18.494	0.821
		26	-0.090	-0.095	19.531	0.813
		27	-0.063	-0.021	20.060	0.828
		28	0.010	0.009	20.072	0.862
		29	-0.082	-0.073	20.985	0.860
		30	0.005	-0.009	20.988	0.888
		31	0.031	0.006	21.126	0.909
		32	-0.004	-0.018	21.128	0.929
		33	0.038	-0.035	21.342	0.941
		34	-0.099	-0.128	22.783	0.928
		35	0.033	0.024	22.949	0.941
		36	-0.027	-0.096	23.061	0.953

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

➤ **Análisis de salida de la variable Silicio**

Para el conjunto de datos de porcentaje de silicio se presentan cinco propuestas de modelos ARIMA con los cuales se procede determinar el mejor entre estas opciones, dichas opciones se presentan en la Tabla 4.17 en donde se presentan varios tipos de criterios de decisión basados en los errores de cada modelo

Comparación de Modelos

A continuación se dan a conocer las opciones de modelos ARIMA para el porcentaje de silicio del arrabio, en los cuales se presentan sus respectivos coeficientes de la parte autorregresiva y de medias móviles.

(M) ARIMA(1,0,0) with constant*

(N) ARIMA(1,1,1) with constant

(O) ARIMA(1,1,1)

(P) ARIMA(0,0,1) with constant

(Q) ARIMA(2,0,0) with constant

Tabla N° 4. 17 : Errores para opciones de modelos ARIMA

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC
(M)	0,0952357	0,070429	10,6612	-0,0000141893	-1,9095	-4,65836
(N)	0,0948467	0,0696593	10,5025	0,00377628	-1,3345	-4,64432
(O)	0,0961538	0,0698226	10,3492	0,0132213	0,129796	-4,63917
(P)	0,0962615	0,0714317	10,8812	0,0000476556	-1,99834	-4,63693
(Q)	0,0957814	0,070425	10,6603	0,0000241089	-1,9036	-4,62471

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Tabla N° 4. 18 : Comparación de modelos para % Silicio

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(M)	0,0952357	OK	OK	OK	OK	OK
(N)	0,0948467	OK	OK	OK	OK	OK
(O)	0,0961538	OK	OK	OK	OK	OK
(P)	0,0962615	OK	OK	OK	OK	OK
(Q)	0,0957814	OK	OK	OK	OK	OK

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

La Tabla 4.18 también resume los resultados de cinco pruebas para determinar si cada modelo es adecuado para los datos.

Al analizar los resultados de las pruebas mostradas en la tabla se concluye que el modelo más adecuado para los datos es el modelo M que corresponde a un modelo ARIMA(1,0,0) del cual se seguirá analizando sus características en forma más detallada.

Tabla N° 4. 19 : Resumen de modelo ARIMA(1,0,0) de % Silicio

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
-----------	----------	------------	---	---------

AR(1)	0,419667	0,0967574	4,33731	0,000038
Mean	0,662967	0,0171681	38,6163	0,000000
Constant	0,384742			

Backforecasting: yes

Estimated white noise variance = 0,0090699 with 88 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,095236

Number of iterations: 1

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Este procedimiento pronostica futuros valores de % Silicio. Este modelo asume que el mejor pronóstico disponible para datos futuros está dado por el modelo paramétrico que relaciona el valor más reciente con los valores y ruido previos, donde al igual que en el modelo para porcentaje de carbono está compuesto por un AR(1) que corresponde a un procesos autorregresivo de primer orden.

La salida que muestra la Tabla 4.19 resume la significancia estadística de los términos en el modelo de pronósticos. Al analizar el P-value de los términos del modelo presentados en la Tabla 4.19 el término AR(1) posee un P-value menor que 0,05, de modo que es estadísticamente diferente de cero, con lo que se concluye que son significativos para el modelo.

Modelo ARIMA(1,0,0) resultante:

$$Y_t = 0,384742 + 0,419667Y_{t-1}$$

Ya analizada la significancia del modelo se procede a analizar la autocorrelación simple y autocorrelación parcial de los residuos del modelo ARIMA(1,0,0) para el silicio determinando así la existencia de aleatoriedad de los residuos (ruido blanco).

En la Tabla 4.20 se presentan los resultados de la autocorrelación estimada entre los residuos del modelo ARIMA para porcentajes de silicio en el arrabio a diferentes retrasos. En este caso, ninguno de los 24 coeficientes de autocorrelaciones son estadísticamente significativas, lo que implica que la serie de tiempo bien puede ser completamente aleatoria (ruido blanco).

Tabla N° 4. 20 : Autocorrelación simple y parcial de residuos de ARIMA(1,0,0) para % Silicio

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.002	0.002	0.0005	0.982
		2	-0.035	-0.035	0.1118	0.946
		3	0.039	0.039	0.2516	0.969
		4	0.018	0.017	0.2826	0.991
		5	0.097	0.100	1.1921	0.946
		6	0.020	0.020	1.2312	0.975
		7	-0.030	-0.025	1.3202	0.988
		8	0.091	0.086	2.1514	0.976
		9	0.044	0.038	2.3513	0.985
		10	-0.052	-0.055	2.6270	0.989
		11	-0.023	-0.030	2.6807	0.994
		12	0.059	0.056	3.0422	0.995
		13	0.013	-0.003	3.0590	0.998
		14	0.071	0.067	3.6029	0.997
		15	0.007	0.018	3.6087	0.999
		16	-0.230	-0.233	9.4581	0.893
		17	-0.025	-0.052	9.5266	0.922
		18	-0.003	-0.015	9.5277	0.946
		19	0.108	0.131	10.882	0.928
		20	0.036	0.038	11.035	0.945
		21	-0.020	0.029	11.082	0.961
		22	0.024	0.023	11.154	0.972
		23	0.053	0.033	11.500	0.977
		24	-0.089	-0.074	12.481	0.974
		25	-0.077	-0.071	13.239	0.973
		26	-0.047	-0.090	13.526	0.979
		27	0.054	0.017	13.902	0.982
		28	-0.003	0.010	13.903	0.988
		29	-0.095	-0.054	15.109	0.984
		30	-0.088	-0.044	16.181	0.981
		31	-0.040	-0.057	16.406	0.985
		32	-0.050	-0.114	16.765	0.988
		33	0.046	0.045	17.077	0.990
		34	-0.131	-0.132	19.597	0.977
		35	-0.149	-0.109	22.932	0.942
		36	-0.003	0.016	22.934	0.955

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

4.3.3. Modelos de regresiones múltiples con diseño de experimentos

Este análisis y cada uno de los modelos de regresiones múltiples en los que se utilizará diseño de experimentos para el Azufre, Carbono y Silicio serán realizados con una muestra de 90 datos registrados de forma diaria, que corresponde a los meses de octubre, noviembre y diciembre del año 2012.

Para ello se ingresan los datos de las diferentes variables que se piensan son las que explican las variabilidad del azufre, carbono y silicio al programa Statgraphics XV.I, donde se analizarán sus salidas en forma detallada para así obtener el modelo que represente de mejor forma el comportamiento de estas tres variables ya mencionadas.

➤ **Análisis de salidas de la variable Azufre**

A continuación se presenta la salida del modelo con cada una de las variables y sus respectivas combinaciones que componen el modelo para el azufre, las variables que componen este modelo son; temperatura de aire insuflado, vol. de viento insufl, carga de alquitrán, carga de caliza, carga de coque y la carga de pellet.

Tabla N° 4. 21 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado medio	F-Ratio	P-Valor
A:Taireinsufl	0,0000532625	1	0,0000532625	0,61	0,4379
B:Vvientoinsufl	0,000303713	1	0,000303713	3,47	0,0667
C:Calquitran	0,000291032	1	0,000291032	3,33	0,0725
D:Ccaliza	0,000204047	1	0,000204047	2,33	0,1313
E:Ccoque	0,0000700926	1	0,0000700926	0,80	0,3738
F:Cpellet	0,00000630915	1	0,00000630915	0,07	0,7891
AB	0,0000090799	1	0,0000090799	0,10	0,7483
AC	5,33381E-7	1	5,33381E-7	0,01	0,9380
AD	9,93142E-7	1	9,93142E-7	0,01	0,9155
AE	1,52312E-7	1	1,52312E-7	0,00	0,9668
AF	0,00000595304	1	0,00000595304	0,07	0,7950
BC	0,000107131	1	0,000107131	1,22	0,2723
BD	0,00043496	1	0,00043496	4,97	0,0290
BE	0,000143672	1	0,000143672	1,64	0,2043
BF	0,0000337504	1	0,0000337504	0,39	0,5365
CD	0,000405212	1	0,000405212	4,63	0,0349
CE	0,0001322	1	0,0001322	1,51	0,2231
CF	0,0000305852	1	0,0000305852	0,35	0,5562
DE	0,00000559529	1	0,00000559529	0,06	0,8011
DF	0,0000697707	1	0,0000697707	0,80	0,3749
EF	0,000107493	1	0,000107493	1,23	0,2715
Error Total	0,00594747	68	0,0000874628		
Total (corr.)	0,01429	89			

R-cuadrado = 58,3802 por ciento
 R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 45,527 por ciento
 Error Estándar de Est. = 0,00935215
 Error absoluto de la media = 0,00637988
 Estadístico Durbin-Watson = 1,53434 (P=0,0030)
 Autocorrelación residual Lag 1 = 0,231043

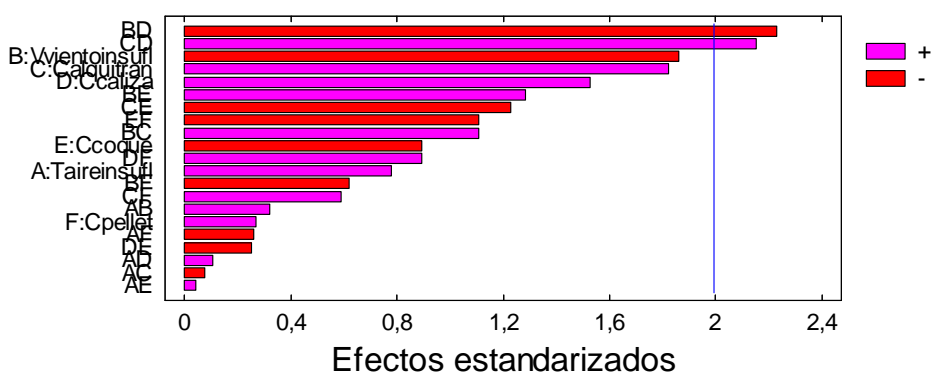
Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

La tabla de ANOVA divide la variabilidad en Pazufre en distintos segmentos separados para cada uno de los efectos después prueba la significación estadística de cada efecto comparando la media al cuadrado contra una estimación del error experimental. En este caso, 2 de los efectos tienen los p-valores inferiores a 0,05, indicando que son significativamente diferentes de cero al 95,0% de nivel de confianza.

El R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 58,3802% de la variabilidad en % Azufre. El error estándar de la estimación muestra la desviación normal de los residuos para ser 0,00935215. El error absoluto de la media (MAE) de 0,00637988 es el promedio del valor de los residuos. El estadístico Durbin-Watson es cercano a 2 por lo que no hay autocorrelación dentro de las variables de este modelo.

La Gráfica de la figura 4.5 se muestran las variables más significativas para el modelo de regresiones múltiples generado con la técnica de diseño de experimentos, las variables o combinaciones más significativas son las barras que superan la línea azul presentada en la gráfica.

Figura N° 4. 5 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Azufre.



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

A continuación se presentan cada uno de los coeficientes de regresión para el modelo de regresiones múltiples generado para el porcentaje de azufre.

Tabla N° 4. 22 : Coeficientes de regresión del % de Azufre.

constante	= -0,36667
A:Taireinsufl	= 0,000406645
B:Vvientoinsufl	= -0,00000327782
C:Calquitran	= 0,0000792111
D:Ccaliza	= -0,00433178
E:Ccoque	= 0,000350988
F:Cpellet	= 0,000361745
AB	= 1,06688E-9
AC	= -7,75234E-9
AD	= 0,00000173156
AE	= 3,36444E-7
AF	= -4,46949E-7
BC	= 0,0
BD	= -3,2884E-8
BE	= 1,03249E-8
BF	= -1,03748E-9
CD	= 0,00000114032
CE	= -3,55747E-7
CF	= 3,46912E-8
DE	= -7,32445E-7
DF	= 0,00000131353
EF	= -1,67939E-7

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Modelo de regresión múltiple con diseño de experimentos:

$$\begin{aligned} \% \text{ Azufre} = & - 0,36667 + 0,000406645 * \text{Taireinsufl} - 0,00000327782 * \text{Vvientoinsufl} + 0,0000792111 * \\ & \text{Calquitran} - 0,00433178 * \text{Ccaliza} + 0,000350988 * \text{Ccoque} + 0,000361745 * \text{Cpellet} + 1,06688E-9 * \\ & \text{Taireinsufl} * \text{Vvientoinsufl} - 7,75234E-9 * \text{Taireinsufl} * \text{Calquitran} + 0,00000173156 * \text{Taireinsufl} * \\ & \text{Ccaliza} + 3,36444E-7 * \text{Taireinsufl} * \text{Ccoque} - 4,46949E-7 * \text{Taireinsufl} * \text{Cpellet} + 0,0 * \text{Vvientoinsufl} * \\ & \text{Calquitran} - 3,2884E-8 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Ccaliza} + 1,03249E-8 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Ccoque} - 1,03748E-9 * \\ & \text{Vvientoinsufl} * \text{Cpellet} + 0,00000114032 * \text{Calquitran} * \text{Ccaliza} - 3,55747E-7 * \text{Calquitran} * \text{Ccoque} + \\ & 3,46912E-8 * \text{Calquitran} * \text{Cpellet} - 7,32445E-7 * \text{Ccaliza} * \text{Ccoque} + 0,00000131353 * \text{Ccaliza} * \\ & \text{Cpellet} - 1,67939E-7 * \text{Ccoque} * \text{Cpellet} \end{aligned}$$

➤ **Análisis de salidas de la variable Carbono**

A continuación se presenta la salida del modelo con cada una de las variables y sus respectivas combinaciones que componen el modelo para el carbono, las variables que componen este modelo son; temperatura arrabio, temperatura aire insufl, vol.

viento insufl, carga alquitrán, porcentaje carbono un rezago y porcentaje silicio un rezago.

Tabla N° 4. 23 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado medio	F-Ratio	P-Valor
A:Tarrabio	0,0474052	1	0,0474052	12,12	0,0009
B:Taireinsufl	0,0246892	1	0,0246892	6,31	0,0144
C:Vvientoinsufl	0,0839478	1	0,0839478	21,46	0,0000
D:Calquitrán	0,0987882	1	0,0987882	25,25	0,0000
E:Pcarbonorez	0,00141075	1	0,00141075	0,36	0,5502
F:Psiliciorez	0,0000148229	1	0,000014822	0,00	0,9511
AB	0,0216958	1	0,0216958	5,55	0,0214
AC	0,124064	1	0,124064	31,71	0,0000
AD	0,158017	1	0,158017	40,39	0,0000
AE	0,00601212	1	0,00601212	1,54	0,2194
AF	0,0571557	1	0,0571557	14,61	0,0003
BC	0,0000408572	1	0,0000408572	0,01	0,9189
BD	0,000719359	1	0,000719359	0,18	0,6694
BE	0,0000381207	1	0,0000381207	0,01	0,9217
BF	0,000179018	1	0,000179018	0,05	0,8313
CD	0,000277595	1	0,000277595	0,07	0,7908
CE	0,00744417	1	0,00744417	1,90	0,1723
CF	0,0159277	1	0,0159277	4,07	0,0476
DE	0,00595173	1	0,00595173	1,52	0,2217
DF	0,0159823	1	0,0159823	4,09	0,0472
EF	0,00915316	1	0,00915316	2,34	0,1307
Error Total	0,266016	68	0,003912		
Total (corr.)	1,16313	89			

R-cuadrado = 77,1293 por ciento
R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 70,0664 por ciento
Error Estándar de Est. = 0,062546
Error absoluto de la media = 0,0430272
Estadístico Durbin-Watson = 2,35128 (P=0,0247)
Autocorrelación residual Lag 1 = -0,179747

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

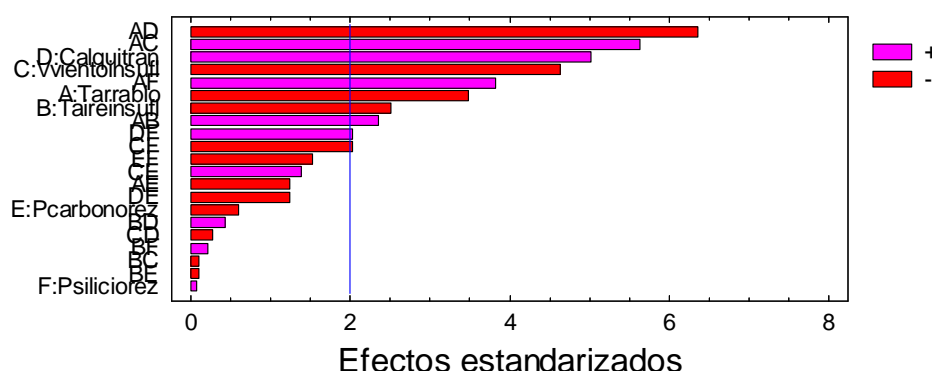
La tabla de ANOVA divide la variabilidad en Pcarbono en distintos segmentos separados para cada uno de los efectos después prueba la significación estadística de cada efecto comparando la media al cuadrado contra una estimación del error experimental. En este caso, 2 de los efectos tienen los p-valores inferiores a 0,05,

indicando que son significativamente diferentes de cero al 95,0% de nivel de confianza.

El R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 77,13% de la variabilidad en % Carbono. El error estándar de la estimación muestra la desviación normal de los residuos para ser 0,062546. El error absoluto de la media (MAE) de 0,0430272 es el promedio del valor de los residuos. El estadístico Durbin-Watson es cercano a 2 por lo que no hay autocorrelación dentro de las variables de este modelo.

La Gráfica de la figura 4.6 se muestran las variables más significativas para el modelo de regresiones múltiples generado con la técnica de diseño de experimentos, las variables o combinaciones más significativas son las barras que superan la línea azul presentada en la gráfica.

Figura N° 4. 6 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Carbono.



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

A continuación se presentan cada uno de los coeficientes de regresión para el modelo de regresiones múltiples generado para el porcentaje de carbono.

Tabla N° 4. 24 : Coeficientes de regresión del % de Carbono.

constante	= 147,706
A:Tarrabio	= -0,100094
B:Taireinsufl	= -0,157583

C:Vvientoinsufl = -0,000222272
 D:Calquitran = 0,00730966
 E:Pcarbonorez = 8,85277
 F:Psiliciorez = -19,4127
 AB = 0,000106984
 AC = 1,32383E-7
 AD = -0,00000454167
 AE = -0,00492178
 AF = 0,0170617
 BC = -1,81907E-9
 BD = 2,16835E-7
 BE = -0,000626561
 BF = 0,00160334
 CD = 0,0
 CE = 0,00000893845
 CF = -0,0000111091
 DE = -0,000274707
 DF = 0,000385853
 EF = -1,57067

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Modelo de regresión múltiple con diseño de experimentos:

$$\% \text{ Carbono} = 147,706 - 0,100094 * \text{Tarrabio} - 0,157583 * \text{Taireinsufl} - 0,000222272 * \text{Vvientoinsufl} + 0,00730966 * \text{Calquitran} + 8,85277 * \text{Pcarbonorez} - 19,4127 * \text{Psiliciorez} + 0,000106984 * \text{Tarrabio} * \text{Taireinsufl} + 1,32383E-7 * \text{Tarrabio} * \text{Vvientoinsufl} - 0,00000454167 * \text{Tarrabio} * \text{Calquitran} - 0,00492178 * \text{Tarrabio} * \text{Pcarbonorez} + 0,0170617 * \text{Tarrabio} * \text{Psiliciorez} - 1,81907E-9 * \text{Taireinsufl} * \text{Vvientoinsufl} + 2,16835E-7 * \text{Taireinsufl} * \text{Calquitran} - 0,000626561 * \text{Taireinsufl} * \text{Pcarbonorez} + 0,00160334 * \text{Taireinsufl} * \text{Psiliciorez} + 0,0 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Calquitran} + 0,00000893845 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Pcarbonorez} - 0,0000111091 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Psiliciorez} - 0,000274707 * \text{Calquitran} * \text{Pcarbonorez} + 0,000385853 * \text{Calquitran} * \text{Psiliciorez} - 1,57067 * \text{Pcarbonorez} * \text{Psiliciorez}$$

➤ Análisis de salidas de la variable Silicio

A continuación se presenta la salida del modelo con cada una de las variables y sus respectivas combinaciones que componen el modelo para el Silicio, las variables que componen este modelo son; temperatura de llama, carga caliza, carga coque, carga pellet, carga romeral, porcentaje carbono un rezago.

Tabla N° 4. 25 : Tabla anova para modelo de regresiones múltiples con D. de E.

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado medio	F-Ratio	P-Valor
A:Tpromllama	0,0311115	1	0,0311115	5,43	0,0228
B:Ccaliza	0,00717146	1	0,00717146	1,25	0,2674
C:Ccoque	0,0125512	1	0,0125512	2,19	0,1436
D:Cpellet	0,0167049	1	0,0167049	2,91	0,0924
E:Cromeral	0,0569152	1	0,0569152	9,92	0,0024
F:Pcarbonorez	0,00440278	1	0,00440278	0,77	0,3840
AB	0,041175	1	0,041175	7,18	0,0092
AC	0,00605181	1	0,00605181	1,06	0,3079
AD	0,0011352	1	0,0011352	0,20	0,6578
AE	0,0406861	1	0,0406861	7,09	0,0096
AF	0,00663975	1	0,00663975	1,16	0,2857
BC	0,017412	1	0,017412	3,04	0,0859
BD	0,0121779	1	0,0121779	2,12	0,1497
BE	0,00156286	1	0,00156286	0,27	0,6033
BF	0,000212324	1	0,000212324	0,04	0,8480
CD	0,0442502	1	0,0442502	7,72	0,0071
CE	0,041315	1	0,041315	7,20	0,0091
CF	0,00719131	1	0,00719131	1,25	0,2667
DE	0,0311965	1	0,0311965	5,44	0,0226
DF	0,00934615	1	0,00934615	1,63	0,2061
EF	0,00425276	1	0,00425276	0,74	0,3922
Error Total	0,389957	68	0,00573466		
Total (corr.)	0,968791	89			

R-cuadrado = 59,7481 por ciento
R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 47,3174 por ciento
Error Estándar de Est. = 0,0757275
Error absoluto de la media = 0,0513498
Estadístico Durbin-Watson = 1,76101 (P=0,0249)
Autocorrelación residual Lag 1 = 0,117887

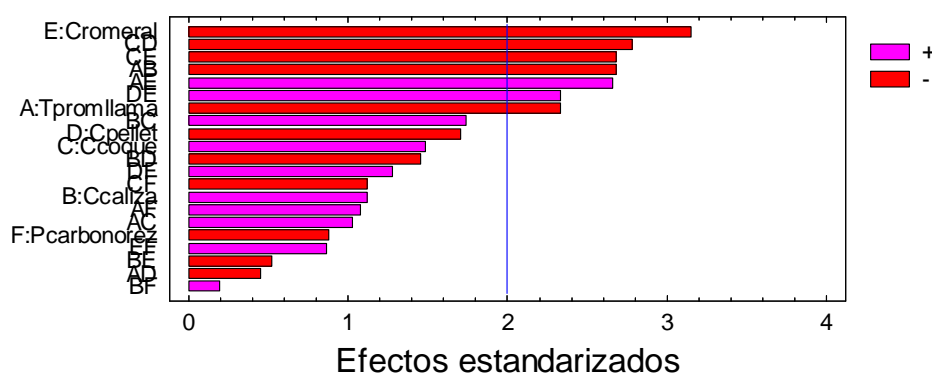
Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

La tabla de ANOVA divide la variabilidad en Psilicio en distintos segmentos separados para cada uno de los efectos después prueba la significación estadística de cada efecto comparando la media al cuadrado contra una estimación del error experimental. En este caso, 2 de los efectos tienen los p-valores inferiores a 0,05, indicando que son significativamente diferentes de cero al 95,0% de nivel de confianza.

El R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 59,75% de la variabilidad en % Silicio. El error estándar de la estimación muestra la desviación normal de los residuos para ser 0,0757275. El error absoluto de la media (MAE) de 0,0513498 es el promedio del valor de los residuos. El estadístico Durbin-Watson es cercano a 2 por lo que no hay autocorrelación dentro de las variables de este modelo.

La Gráfica de la figura 4.7 se muestran las variables más significativas para el modelo de regresiones múltiples generado con la técnica de diseño de experimentos, las variables o combinaciones más significativas son las barras que superan la línea azul presentada en la gráfica.

Figura N° 4.7 : Gráfico de Pareto estandarizado para % de Silicio.



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

A continuación se presentan cada uno de los coeficientes de regresión para el modelo de regresiones múltiples generado para el porcentaje de silicio.

Tabla N° 4. 26 : Coeficientes de regresión del % de Silicio.

constante	= 216,365
A:Tpromllama	= -0,0953285
B:Ccaliza	= 1,14776
C:Ccoque	= -0,0914057
D:Cpellet	= -0,00136358
E:Cromeral	= -0,282778
F:Pcarbonoz	= -27,2087

AB	= -0,000536344
AC	= 0,0000703645
AD	= -0,0000070613
AE	= 0,000118743
AF	= 0,0118122
BC	= 0,00015801
BD	= -0,0000371891
BE	= -0,0000187783
BF	= 0,00330291
CD	= -0,00000540006
CE	= -0,000045293
CF	= -0,0102102
DE	= 0,0000187727
DF	= 0,0031389
EF	= 0,00328285

Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Modelo de regresión múltiple con diseño de experimentos:

%Silicio = 216,365 - 0,0953285 * Tpromllama + 1,14776 * Ccaliza - 0,0914057 * Ccoque - 0,00136358 * Cpellet - 0,282778 * Cromeral - 27,2087 * Pcarbonorez - 0,000536344 * Tpromllama * Ccaliza + 0,0000703645 * Tpromllama * Ccoque - 0,0000070613 * Tpromllama * Cpellet + 0,000118743 * Tpromllama * Cromeral + 0,0118122 * Tpromllama * Pcarbonorez + 0,00015801 * Ccaliza * Ccoque - 0,0000371891 * Ccaliza * Cpellet - 0,0000187783 * Ccaliza * Cromeral + 0,00330291 * Ccaliza * Pcarbonorez - 0,00000540006 * Ccoque * Cpellet - 0,000045293 * Ccoque * Cromeral - 0,0102102 * Ccoque * Pcarbonorez + 0,0000187727 * Cpellet * Cromeral + 0,0031389 * Cpellet * Pcarbonorez + 0,00328285 * Cromeral * Pcarbonorez

Capítulo 5: PROPUESTA Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.

En el presente capítulo se da a conocer el mejor modelo seleccionado para la predicción de porcentajes de azufre, carbono y silicio para el Alto horno N°2, también a partir de dichos modelos se hará la comparación entre la serie predicha versus los datos medidos de forma real de los porcentajes de estos elementos y finalmente se presenta un análisis de residuos de los modelos seleccionados.

5.1. Resultados de modelos ARIMA y de Regresiones Múltiples para elementos del Arrabio

A continuación se presentan cada uno de los modelos del tipo ARIMA, modelos de Regresiones Múltiples y Regresiones Múltiples con diseño de experimentos para los elementos azufre, carbono y silicio generado en el arrabio que se produce en las dependencias de Alto Horno N°2.

Modelos para porcentaje de Azufre:

- ✓ **ARIMA(0,0,2)** = $0,0589995 + a_t - 0,247009a_{t-1} + 0,303368a_{t-2}$
- ✓ **Modelo de Regresión** = $0,0876478 + 0,000451389 \cdot T^\circ \text{ Aire Insufl} - 1,2739E-7 \cdot \text{Vol Viento Insufl} - 0,00022419 \cdot T^\circ \text{ Media Llama} + 0,00000444241 \cdot \text{Carga Alquitrán} - 0,000476562 \cdot \text{Carga Caliza} + 0,000258445 \cdot \text{Carga Coque} - 0,0000806072 \cdot \text{Carga Pellet} + 0,194543\% \text{ Azufre 1 rezago}$
- ✓ **Modelo de regresión con diseño de experimentos** = $- 0,36667 + 0,000406645 \cdot \text{Taireinsufl} - 0,00000327782 \cdot \text{Vvientoinsufl} + 0,0000792111 \cdot \text{Calquitran} - 0,00433178 \cdot \text{Ccaliza} + 0,000350988 \cdot \text{Ccoque} + 0,000361745 \cdot \text{Cpellet} + 1,06688E-9 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Vvientoinsufl} - 7,75234E-9 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Calquitran} + 0,00000173156 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Ccaliza} + 3,36444E-7 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Ccoque} - 4,46949E-7 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Cpellet} + 0,0 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Calquitran} - 3,2884E-8 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Ccaliza} + 1,03249E-8 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Ccoque} - 1,03748E-9 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Cpellet} + 0,00000114032 \cdot \text{Calquitran} \cdot \text{Ccaliza} - 3,55747E-7 \cdot \text{Calquitran} \cdot \text{Ccoque} + 3,46912E-8 \cdot \text{Calquitran} \cdot \text{Cpellet} - 7,32445E-7 \cdot \text{Ccaliza} \cdot \text{Ccoque} + 0,00000131353 \cdot \text{Ccaliza} \cdot \text{Cpellet} - 1,67939E-7 \cdot \text{Ccoque} \cdot \text{Cpellet}$

Modelos de porcentaje de Carbono:

- ✓ **ARIMA(1,0,0)** = $3,44205 + 0,262958Y_{t-1}$

- ✓ **Modelo de regresiones** = $4,26172 + 0,00115708 \cdot T^\circ \text{ Arrabio} - 0,00180127 \cdot T^\circ \text{ Aire Insufl} + 5,42372E-7 \cdot \text{Vol Viento Insufl} - 0,0000211607 \cdot \text{Carga Alquitrán} + 0,175731 \cdot \% \text{ Carbono 1 rezago} - 0,238843 \cdot \% \text{ Silicio 1 rezago}$
- ✓ **Modelo de regresión con diseño de experimentos** = $147,706 - 0,100094 \cdot \text{Tarrabio} - 0,157583 \cdot \text{Taireinsufl} - 0,000222272 \cdot \text{Vvientoinsufl} + 0,00730966 \cdot \text{Calquitran} + 8,85277 \cdot \text{Pcarbonorez} - 19,4127 \cdot \text{Psiliciorez} + 0,000106984 \cdot \text{Tarrabio} \cdot \text{Taireinsufl} + 1,32383E-7 \cdot \text{Tarrabio} \cdot \text{Vvientoinsufl} - 0,00000454167 \cdot \text{Tarrabio} \cdot \text{Calquitran} - 0,00492178 \cdot \text{Tarrabio} \cdot \text{Pcarbonorez} + 0,0170617 \cdot \text{Tarrabio} \cdot \text{Psiliciorez} - 1,81907E-9 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Vvientoinsufl} + 2,16835E-7 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Calquitran} - 0,000626561 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Pcarbonorez} + 0,00160334 \cdot \text{Taireinsufl} \cdot \text{Psiliciorez} + 0,0 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Calquitran} + 0,00000893845 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Pcarbonorez} - 0,0000111091 \cdot \text{Vvientoinsufl} \cdot \text{Psiliciorez} - 0,000274707 \cdot \text{Calquitran} \cdot \text{Pcarbonorez} + 0,000385853 \cdot \text{Calquitran} \cdot \text{Psiliciorez} - 1,57067 \cdot \text{Pcarbonorez} \cdot \text{Psiliciorez}$

Modelos de porcentaje de Silicio:

- ✓ **ARIMA(1,0,0)** = $0,384742 + 0,419667Y_{t-1}$
- ✓ **Modelo de regresiones** = $6,28048 + 0,00128386 \cdot T^\circ \text{ Aire Insufl} - 0,00227357 \cdot T^\circ \text{ Media Llama} - 0,00353716 \cdot \text{Carga Caliza} + 0,00362508 \cdot \text{Carga Coque} - 0,000980055 \cdot \text{Carga Pellet} - 0,00116139 \cdot \text{Carga Romeral} - 2,70244 \cdot \% \text{ Azufre 1 rezago} - 0,318101 \cdot \% \text{ Carbono 1 rezago}$
- ✓ **Modelo de regresión con diseño de experimentos** = $216,365 - 0,0953285 \cdot \text{Tpromllama} + 1,14776 \cdot \text{Ccaliza} - 0,0914057 \cdot \text{Ccoque} - 0,00136358 \cdot \text{Cpellet} - 0,282778 \cdot \text{Cromeral} - 27,2087 \cdot \text{Pcarbonorez} - 0,000536344 \cdot \text{Tpromllama} \cdot \text{Ccaliza} + 0,0000703645 \cdot \text{Tpromllama} \cdot$

$$\begin{aligned} & Ccoque - 0,0000070613 * Tpromllama * Cpellet + 0,000118743 * \\ & Tpromllama * Cromeral + 0,0118122 * Tpromllama * Pcarbonorez + \\ & 0,00015801 * Ccaliza * Ccoque - 0,0000371891 * Ccaliza * Cpellet - \\ & 0,0000187783 * Ccaliza * Cromeral + 0,00330291 * Ccaliza * \\ & Pcarbonorez - 0,00000540006 * Ccoque * Cpellet - 0,000045293 * \\ & Ccoque * Cromeral - 0,0102102 * Ccoque * Pcarbonorez + \\ & 0,0000187727 * Cpellet * Cromeral + 0,0031389 * Cpellet * Pcarbonorez \\ & + 0,00328285 * Cromeral * Pcarbonorez \end{aligned}$$

5.2. Análisis comparativo de modelos predictivos

Para definir cuál de los modelos es mejor para cada elemento en análisis se procedió a determinar dos valores que miden la exactitud de modelos predictivos, estas son la RECM (raíz del error cuadrado medio) y el MAPE (error absoluto porcentual medio) este análisis se hará primeramente con los modelos de regresiones múltiples y modelo ARIMA, para finalmente hacer una comparación entre el mejor de estos dos y el de regresiones múltiples con diseño de experimentos y así determinar cuál es el modelo que se asemeja más a la realidad.

Análisis de modelo para porcentaje de Azufre

Al determinar la RECM se obtuvo un valor de 0,011706 para el modelo ARIMA(0,0,2) y para el modelo de regresiones un valor de 0.009596121, a la par se analizó el MAPE de cada uno de los modelos, en este caso para el modelo ARIMA(0,0,2) se llegó al valor de 0,883 por ciento mientras que para el modelo de Regresiones un valor de 0.717 por ciento, concluyendo finalmente que el mejor modelo de predicciones para el porcentaje de azufre es el modelo de Regresiones Múltiples ya que posee la menor RECM y el menor MAPE, es decir entre ambos es el modelo más exacto a la hora de realizar pronósticos.

Ahora bien al analizar los R-Cuadrado entre el modelo de regresiones múltiples y el modelo de regresiones múltiples utilizando diseño de experimentos, se pudo concluir

que el mejor modelos es este último ya que tiene un R-Cuadrado de 58 por ciento mientras que el anterior tiene un 42 por ciento.

Análisis de modelo para porcentaje de Carbono

Al analizar la RECM para el modelos ARIMA(1,0,0) se obtuvo un valor de 0.109650336 mientras que para el Modelo de Regresiones un valor de 0.084231485, así también al analizar el MAPE de estos modelos se obtuvo los siguientes valores, para el ARIMA(1,0,0) entregó un valor de 7,737 por ciento, mientras que para el modelo de regresiones tiene un valor de 6,343 por ciento, con lo cual se concluye que el mejor modelo de predicciones para el porcentaje de carbono es el modelo de Regresiones Múltiples ya que al igual que para el caso del azufre posee el menor RECM y el menor MAPE.

Al hacer el análisis de los R-Cuadrado entre el modelo de regresiones múltiples y el modelo de regresiones múltiples utilizando diseño de experimentos, se pudo concluir que el mejor modelos es este último ya que tiene un R-Cuadrado de 77,13 por ciento mientras que el anterior tiene un 45,7 por ciento.

Análisis de modelo para porcentaje de Silicio

Finalmente al realizar la comparación de los RECM para el modelo ARIMA(1,0,0) versus el modelo de Regresiones Múltiples del silicio se obtuvo para el primero un valor de 0,094699134 mientras que para el segundo modelos se tiene un valor de 0.074028771 lo cual genera una notoria diferencia entre estos errores, el mismo análisis se realizó para el MAPE de estos modelos obteniéndose un valor de 7,1156 por ciento para el modelo ARIMA(1,0,0), y para el modelo de Regresiones se obtuvo un valor de 5,636 por ciento, dando por conclusión que el mejor modelos para el porcentaje de silicio es el modelo de Regresiones Múltiples ya que tiene los menores errores.

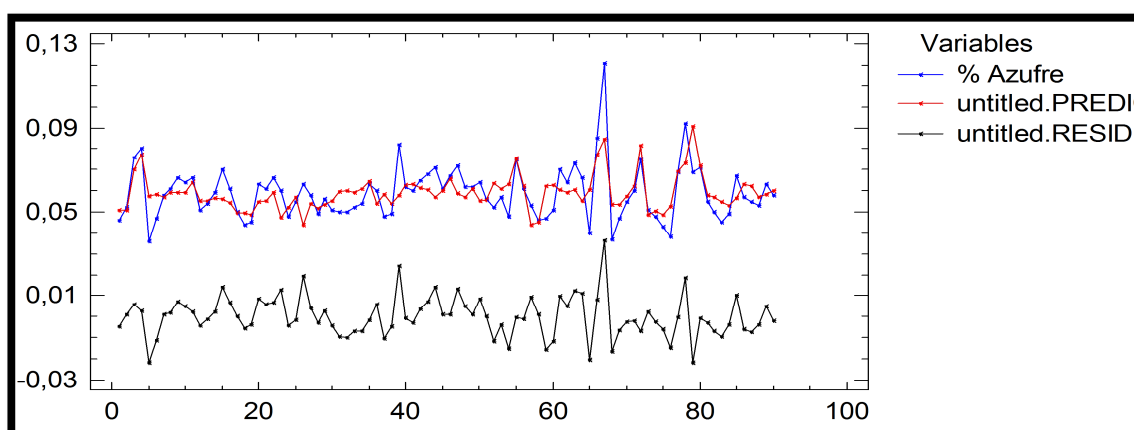
Pero al hacer el análisis de los R-Cuadrado entre el modelo de regresiones múltiples y el modelo de regresiones múltiples utilizando diseño de experimentos, se pudo

concluir que el mejor modelos es este último ya que tiene un R-Cuadrado de 60 por ciento mientras que el anterior tiene un 49,7 por ciento, es decir entre ambos modelos es la representación más cercana a lo real.

5.3. Grafica de predicciones

En el gráfico presentado en la Figura 5.1 se muestra la comparación entre el comportamiento del azufre en base a las predicciones del modelo en contraste con los datos reales obtenidos del alto horno en el periodo en que se realizó en análisis para la obtención de los modelos, es decir meses de octubre, noviembre y diciembre del 2012, acá se observa que los valores generados por el modelo no están lejos de las mediciones reales de los porcentajes de azufre del arrabio, corroborándose esto con la gráfica correspondiente a los residuos del modelo donde se ve que estos son pequeños, presentando una distribución aleatoria y estos fluctúan alrededor de una media muy cercana a cero.

Figura N° 5. 1 : Grafico de Modelo de regresiones para % Azufre y residuos



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

El Análisis de las predicciones versus datos reales así como también el análisis de gráficas de residuales para el carbono y silicio son analizados en el ANEXO D.

5.4. Validación de los modelos

En la etapa de validación de los modelos ya seleccionados se utilizó datos reales de las diferentes variables explicativas implicadas en los modelos, para con ello determinar si los modelos son un buen reflejo de lo que pasa en la realidad.

Para esto se hizo un seguimiento de los niveles reales de los elementos en estudio por un periodo de 28 días los cuales serán contrastados con los niveles predichos por los modelos presentados a continuación.

5.4.1. Modelos de Regresiones Múltiples con diseño de experimentos del Azufre, Carbono y Silicio

Modelo predictivo del porcentaje de Azufre:

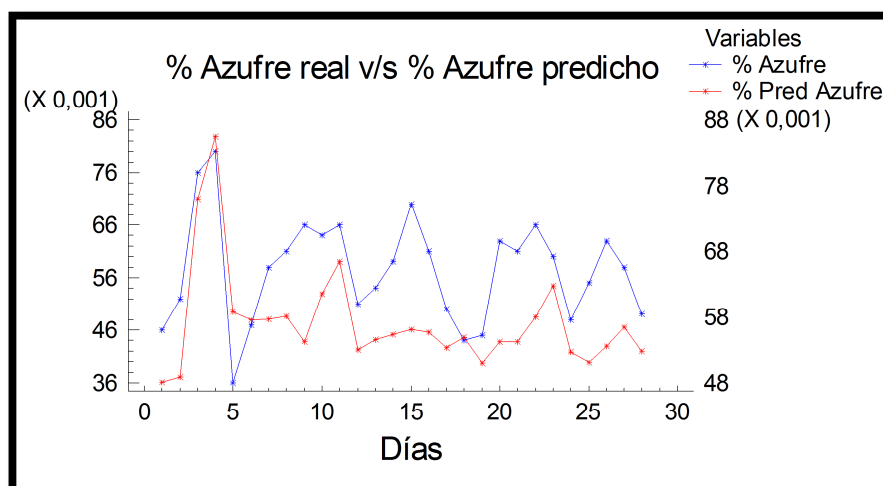
$$\begin{aligned} \% \text{ Azufre} = & - 0,36667 + 0,000406645 * \text{Taireinsufl} - 0,00000327782 * \text{Vvientoinsufl} + \\ & 0,0000792111 * \text{Calquitran} - 0,00433178 * \text{Ccaliza} + 0,000350988 * \text{Ccoque} + \\ & 0,000361745 * \text{Cpellet} + 1,06688\text{E-}9 * \text{Taireinsufl} * \text{Vvientoinsufl} - 7,75234\text{E-}9 * \\ & \text{Taireinsufl} * \text{Calquitran} + 0,00000173156 * \text{Taireinsufl} * \text{Ccaliza} + 3,36444\text{E-}7 * \\ & \text{Taireinsufl} * \text{Ccoque} - 4,46949\text{E-}7 * \text{Taireinsufl} * \text{Cpellet} + 0,0 * \text{Vvientoinsufl} * \\ & \text{Calquitran} - 3,2884\text{E-}8 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Ccaliza} + 1,03249\text{E-}8 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Ccoque} \\ & - 1,03748\text{E-}9 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Cpellet} + 0,00000114032 * \text{Calquitran} * \text{Ccaliza} - \\ & 3,55747\text{E-}7 * \text{Calquitran} * \text{Ccoque} + 3,46912\text{E-}8 * \text{Calquitran} * \text{Cpellet} - 7,32445\text{E-}7 * \\ & \text{Ccaliza} * \text{Ccoque} + 0,00000131353 * \text{Ccaliza} * \text{Cpellet} - 1,67939\text{E-}7 * \text{Ccoque} * \\ & \text{Cpellet} \end{aligned}$$

En la Figura 5.2 se presenta la gráfica para las series de tiempo del azufre, donde la serie en azul corresponde al azufre real medido en las coladas del alto horno mientras que la serie en rojo corresponde a los valores predichos para el azufre.

El MAPE (porcentaje del error absoluto medio) para el modelo de regresiones de las predicciones de porcentajes de azufre es de 0,56 por ciento lo que lo hace un bueno modelo para generar predicciones futuras ya que si el MAPE tiene un valor menor a

20 por ciento nos indica que los pronósticos son adecuados y tienen una gran posibilidad de ser pronósticos acertados. (Narasimhan Sim)

Figura N° 5. 2 : Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Azufre



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

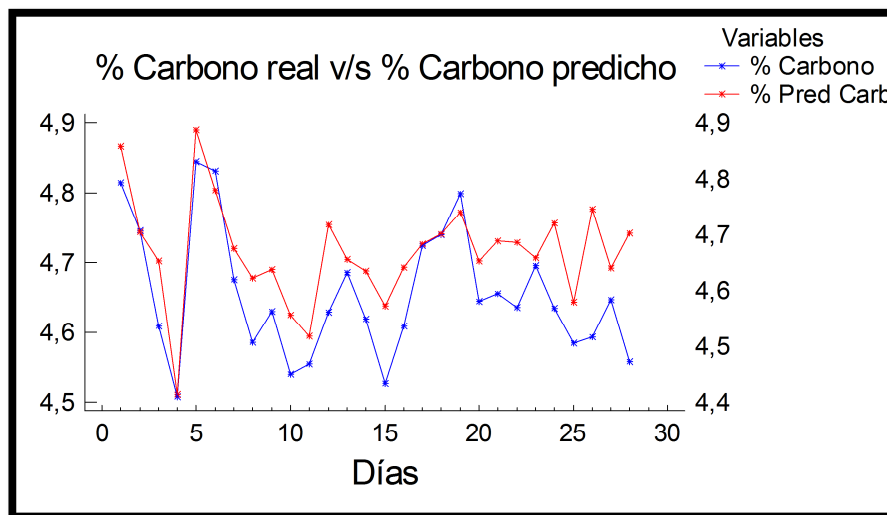
Modelo predictivo del porcentaje de Carbono:

$$\begin{aligned}
 \% \text{ Carbono} = & 147,706 - 0,100094 * \text{Tarrabio} - 0,157583 * \text{Taireinsufl} - 0,000222272 * \\
 & \text{Vvientoinsufl} + 0,00730966 * \text{Calquitran} + 8,85277 * \text{Pcarbonorez} - 19,4127 * \\
 & \text{Psiliciorez} + 0,000106984 * \text{Tarrabio} * \text{Taireinsufl} + 1,32383\text{E-}7 * \text{Tarrabio} * \\
 & \text{Vvientoinsufl} - 0,00000454167 * \text{Tarrabio} * \text{Calquitran} - 0,00492178 * \text{Tarrabio} * \\
 & \text{Pcarbonorez} + 0,0170617 * \text{Tarrabio} * \text{Psiliciorez} - 1,81907\text{E-}9 * \text{Taireinsufl} * \\
 & \text{Vvientoinsufl} + 2,16835\text{E-}7 * \text{Taireinsufl} * \text{Calquitran} - 0,000626561 * \text{Taireinsufl} * \\
 & \text{Pcarbonorez} + 0,00160334 * \text{Taireinsufl} * \text{Psiliciorez} + 0,0 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Calquitran} \\
 & + 0,00000893845 * \text{Vvientoinsufl} * \text{Pcarbonorez} - 0,0000111091 * \text{Vvientoinsufl} * \\
 & \text{Psiliciorez} - 0,000274707 * \text{Calquitran} * \text{Pcarbonorez} + 0,000385853 * \text{Calquitran} * \\
 & \text{Psiliciorez} - 1,57067 * \text{Pcarbonorez} * \text{Psiliciorez}
 \end{aligned}$$

En la Figura 5.3 se muestra la representación gráfica para las series de tiempo del carbono, donde la serie en azul corresponde al carbono real medido en las coladas del alto horno mientras que la serie en rojo corresponde a los valores predichos para el carbono.

El MAPE que se obtuvo para el modelo de regresiones del porcentaje de carbono es de 4,6 por ciento el que es mucho menor al 20% señalado para este estadístico, dando así confianza para hacer predicciones futuras.

Figura N° 5. 3: Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Carbono



Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

Modelo predictivo del porcentaje de Silicio:

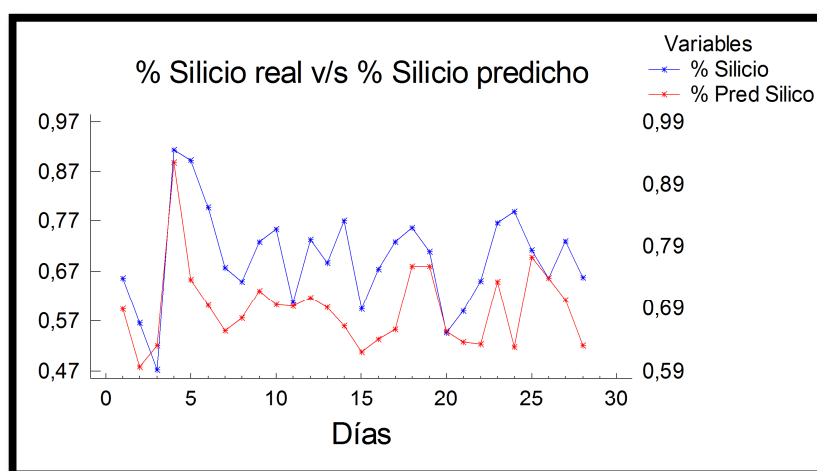
$$\begin{aligned}
 \%Silicio = & 216,365 - 0,0953285 * Tpromllama + 1,14776 * Ccaliza - 0,0914057 * \\
 & Ccoque - 0,00136358 * Cpellet - 0,282778 * Cromeral - 27,2087 * Pcarbonorez - \\
 & 0,000536344 * Tpromllama * Ccaliza + 0,0000703645 * Tpromllama * Ccoque - \\
 & 0,0000070613 * Tpromllama * Cpellet + 0,000118743 * Tpromllama * Cromeral + \\
 & 0,0118122 * Tpromllama * Pcarbonorez + 0,00015801 * Ccaliza * Ccoque - \\
 & 0,0000371891 * Ccaliza * Cpellet - 0,0000187783 * Ccaliza * Cromeral + 0,00330291 \\
 & * Ccaliza * Pcarbonorez - 0,00000540006 * Ccoque * Cpellet - 0,000045293 * Ccoque \\
 & * Cromeral - 0,0102102 * Ccoque * Pcarbonorez + 0,0000187727 * Cpellet * \\
 & Cromeral + 0,0031389 * Cpellet * Pcarbonorez + 0,00328285 * Cromeral * \\
 & Pcarbonorez
 \end{aligned}$$

En la Figura 5.4 se presenta la gráfica para las series de tiempo del porcentaje de silicio, donde la serie en azul corresponde al porcentaje de silicio real, medido en las

coladas del alto horno mientras que la serie en rojo corresponde a los valores predichos para el silicio.

Finalmente se analizó el MAPE del modelo de regresiones para el porcentaje de silicio arrojando un valor de 5,653 por ciento, al igual que los análisis anteriores este es menor al 20% señalado para este estadístico, haciendo a este un modelo confiable para predecir futuros porcentajes de silicio.

Figura N° 5. 4 : Predicciones vs mediciones reales, validación para % de Carbono



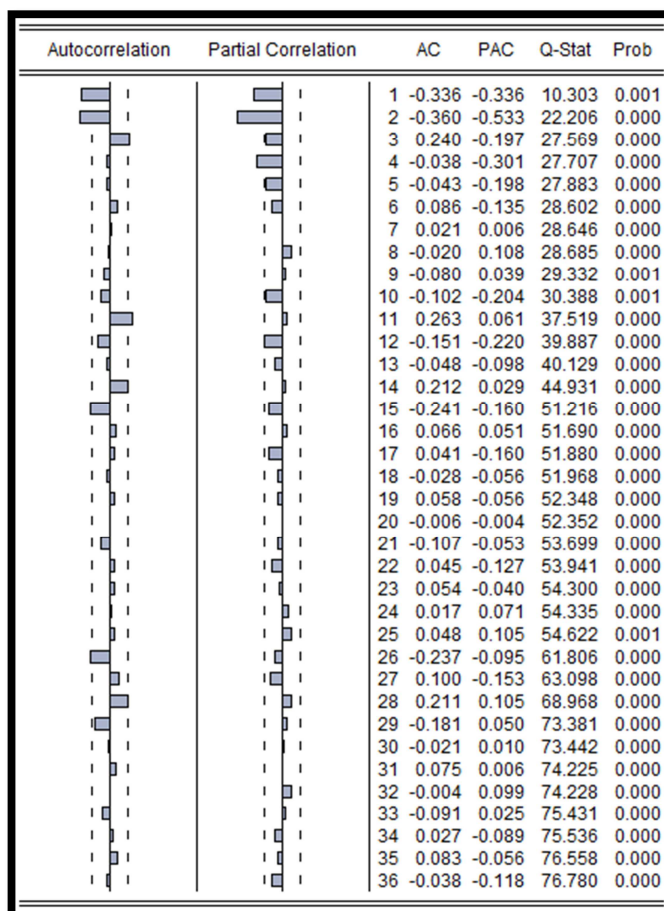
Fuente: Elaboración propia a partir de Statgraphics.

5.4.2. Test de residuos para porcentaje de Azufre, Carbono y Silicio

En la Tabla 5.1 se muestra el test de residuos del modelo de Azufre, en este se puede observar la autocorrelación de sus residuos, donde los valores del estadístico Ljun-Box son igual a cero, lo que conlleva a concluir que los residuos no presentan ningún coeficiente significativo es decir los residuos son independientes entre sí.

El análisis de los test de residuales para los modelos de carbono y silicio es presentado en el ANEXO E.

Tabla N° 5. 1: Test de residuos de % Azufre



Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

5.5. Discusión de resultados

Esta investigación nace al detectar que en el proceso de producción de arrabio en la Compañía de Aceros del Pacífico, específicamente en el Altos Horno N°2 una parte importante de los elementos de arrabio se encontraban fuera de las especificaciones técnicas acordadas dentro de CAP, al tener estos elementos sus rangos muy alejados de los correspondientes genera la necesidad de tener que tirar dicha producción de arrabio a piso, y como fue explicado en detalle anteriormente esto genera grandes pérdidas para la empresa por el hecho de tener que reprocesar dicho arrabio para así poder utilizarlo y poder continuar con el proceso de producción de Acero.

En esta investigación se propone generar tres modelos predictivos para el azufre, carbono y silicio, de tal forma de poder anticiparse a los niveles, y con ello poder tomar las medidas necesarias para revertir el funcionamiento del horno para mantener los niveles de los elementos en los rangos necesarios.

Las variables integradas a este estudio son producto de un análisis que se hizo a material bibliográfico sobre el funcionamiento y los procesos internos que se desarrollan en el horno, sumado a lo recogido en terreno con las personas relacionadas con este proceso en base a su experiencia y conocimientos del tema, posteriormente se analizó cual o cuales de estas variables influían en los respectivos modelos y cuales debían ser sacadas de los modelos, esto se realizó observando el P-Value de cada una de las variables si este valor era superior a 0,05 estas variables no eran significativas por lo que se sacaban de los modelos.

En paralelo se analizó material bibliográfico de investigaciones de este tipo realizadas anteriormente observándose que análisis de esta índole hay muy pocos, y uno de estos fue realizados en las propias dependencias de la siderúrgica huachipato, también se analizó materiales referentes a tipos de modelos predictivos que se pudieran ajustar de mejor manera a este análisis.

Luego de hacer dichos análisis se obtuvieron tres modelos de regresiones múltiples utilizando la técnica de diseño de experimentos, estos relacionan distintas variables explicativas con las variables en estudio, acá se hizo un análisis paso a paso, primero determinando si los datos que fueron utilizados eran estacionarios o no, lo cual es primordial para este tipo de análisis, luego procediendo a determinar los modelos, determinando verdaderamente cual o cuales variables que componían los modelos eran significativas, y finalmente analizando la validez de dichos modelos, para esto se utilizó un periodo de prueba que fue de 28 días contrastando los datos reales medidos de cada elemento versus las predicciones generadas por los modelos, determinando con esto los errores que generan estos modelos y el análisis de sus residuos, al ser los valores del estadístico Ljun-Box igual a cero lleva a concluir que los residuos no presentan ningún coeficiente significativo es decir los

residuos son independientes entre sí, la muestra recogida es aleatoria, los que nos lleva a no tener conclusiones erradas (Maddala, 1985).

Finalmente los modelos obtenidos de esta investigación resultaron tener un R-Cuadrado de 58,3802 por ciento para el azufre, 77,13 por ciento para el carbono y de un 60 por ciento para el silicio, al analizar de forma específica el modelo de silicio y en lo particular el MAPE de este modelo se obtiene un valor de 5,65 por ciento, al ser este menos a 20 por ciento se puede asegurar que si se pueden hacer predicciones futuras (Narasinham Sim, 1999), y al observar sus R-Cuadrado nos da la confianza de hacer predicciones ya que sus valores son cercanos a 60% e incluso en el caso del carbono es superior al 75 por ciento, lo cual nos da una gran confiabilidad para hacer predicciones futuras (Gujarati Deamodar, 2004), es decir las variables explicativas tienen un buen nivel de correlación con las variables explicadas.

Para el sistema de producción que se desarrolla en los altos hornos nunca se van a obtener modelos con una gran precisión, debido a la gran variabilidad que posee este proceso, y considerando que esta es una investigación exploratoria en esta área genera satisfacción por los resultados obtenidos, generando así un buen punto de partida para seguir investigando de manera más profunda este tema y así seguir mejorando los modelos que se le entregarán a los operarios del alto horno, con los cual puedan tener más controlado su funcionamiento.

Estos modelos fueron desarrollados exclusivamente para el Alto Horno N°2 de la Compañía de Aceros del Pacífico dando la confianza que los resultados obtenidos son confiables en el contexto de esta memoria, pero señalando que dichos resultados no se pueden aplicar a otras siderúrgicas de forma directa. En cambio esta metodología si se puede replicar en otras siderúrgicas, realizando el análisis detallado de cada una de las variables que influyen en esos procesos, así como también determinando los rangos que son permitidos para los elementos de la determinada siderúrgica en análisis ya que se manejan distintos rangos para los componentes del arrabio de una siderúrgica a otra.

Esta investigación fue contrastada con una de las pocas investigaciones realizadas en esta área correspondiente a la citada en (Sepúlveda K., 2007), en esa investigación se analizó el comportamiento del silicio para el cual se obtuvo un modelo de retardos distribuidos, que en el caso del Alto Horno N°2 se tuvo un R-Cuadrado de 44 por ciento, mientras que en la investigación acá desarrollada mediante un modelo de Regresiones Múltiples con Diseño de Experimentos también para el silicio se obtuvo un R-Cuadrado de 60 por ciento es decir la variación del porcentaje de silicio son explicadas en un 60 por ciento por las variables independientes que componen este modelo, presentando mejores resultados a los obtenidos en el año 2007 (Sepúlveda K., 2007), ya que se tuvo un aumento significativo en su R-Cuadrados.

Con respecto al análisis del azufre y carbono también analizados no se encontraron investigaciones al respecto por lo cual estos resultados son el punto de partida para posibles investigaciones posteriores en esta área, ratificando así lo señalado en el principio de éste estudio de que esta es una investigación del tipo exploratorio.

Capítulo 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

Con la caracterización del proceso de generación y transformaciones que ocurren dentro del alto horno al producir arrabio, se logró obtener un buen conocimiento de las transformaciones químicas necesarias para la composición de los determinados porcentajes de azufre, carbono y silicio, obteniéndose de esa forma las primeras variables de este tipo que influyen en estos niveles.

Al revisar material bibliográfico de los diversos modelos predictivos tanto del tipo de series de tiempo como modelos del tipo causales, se pudo definir de forma adecuada cuáles eran los modelos que presentaban las mejor características, y que se adecuaran a las condiciones de las variables que en este estudio se buscaba analizar, para así con ello obtener predicciones futuras de mayor confiabilidad.

Después de analizar en terreno como es el comportamiento de los procesos dentro del alto horno, sumado con el análisis de material bibliográfico del funcionamiento del horno, se pudo llegar a determinar las variables que según esto, eran las que influían en la determinación de los niveles de los elementos en estudio. Esto también fue analizado con personal de operaciones del horno de lo cual se obtuvo la retroalimentación necesaria para de esta forma tener más seguridad de las variables a incluir en el análisis de los modelos predictivos.

De las predicciones obtenidas a partir de los modelos, se analizó sus errores generados con relación a los niveles reales medidos en el alto horno, al analizar su MAPE se concluyó que con estos modelos si se puede hacer predicciones ya que estos errores están bajo un 20 por ciento, lo que los hace unos modelos válidos para hacer predicciones, y al tener unos R-Cuadrado igual o mayores a 60 por ciento en todos los casos analizados se concluye que estos modelos son confiables para hacer predicciones, ya que para hacer predicciones precisas su R-Cuadrado debe ser cercano a un 75 por ciento (Gujarati Deamodar, 2004), por lo que con los resultados obtenidos en ésta investigación generan un buen punto de partida para seguir perfeccionando este análisis, con la finalidad de obtener modelos más precisos y así

dar una mayor confianza a personal de operaciones de utilizar esta nueva herramienta.

La utilización de modelos de predicciones es una herramienta de gran ayuda tanto en el área de la economía, finanzas, estudios del comportamiento humano, producción, y en esta investigación queda demostrado que también para la predicción de elementos presentes en determinados productos es una buena herramienta, si es que se hace un análisis de forma rigurosa y detallada.

Producto del análisis se llegó a determinar que algunas de las variables que fueron señaladas por el personal del alto horno como influyentes en las variaciones del silicio, basados en su experiencia, tales variables finalmente no influían en los modelos generados por lo cual no fueron consideradas.

Las series de tiempo de cada una de las variables integradas en esta investigación y en especial las variables azufre, carbono y silicio cumplen con la condición necesaria para aplicar modelos de series de tiempo, ya que estas efectivamente son estacionarias, es decir tienen media, varianza y covarianza constantes.

Las variables más relevantes para la predicción del comportamiento tanto del azufre, carbono o silicio son: T° Aire insuflado, Vol. de viento insuflado, T° de llama, Carga de alquitrán, Carga caliza, Carga coque, Carga pellet, Azufre un rezago, Carbono 1 rezago.

Al analizar la función de autocorrelación simple y parcial de las series de tiempo del azufre, carbono y silicio concluye que todas presentan un rezago o retardo, es decir esas variables también pueden ser explicadas en parte por los registros de estas mismas pero en un periodo anterior.

Los modelos obtenidos tienen una estructura simple, lo cual lo hace de fácil utilización y comprensión para el personal de operaciones de horno, por lo mismo la metodología utilizada en esta investigación se puede replicar en cualquier siderúrgica, analizando debidamente las variables que se integren al estudio, debido a las diferentes condiciones de producción, ya que estas varían entre las diferentes siderúrgicas.

6.2. Recomendaciones

Se sugiere hacer un estudio detallado y formal del “efecto cambio carga” de los AH para así tener otra información a considerar, para así saber en qué momento se ve reflejado el cambio de las proporciones y/o origen de las materias primas con la salida final del producto, en este caso arrabio.

Llevar un registro detallado de las cargas de materias primas, pero en intervalos más pequeños es decir menores a un día, para así poder hacer un análisis de estas variables pero ahora con intervalos más cortos, lo ideal sería por coladas.

Se sugiere implementar otros sistemas de medición para algunas variables del alto horno, que en la actualidad no se puede obtener registro, algunas de estas variables son la basicidad y viscosidad de la escoria ya que según se analizó, estas variables también tienen influencia en los niveles del azufre y silicio del arrabio.

BIBLIOGRAFÍA:

- Damodar N. Gujaratu, (2004). *ECONOMETRÍA*, Cuarta Edición, México, McGraw-Hill, 972 p.
- Douglas C. Montgomery, (2002). *Diseño y análisis de experimentos*, Segunda Edición, México, Limusa S.A., 686 p.
- G.S. Maddala, (1985). *ECONOMETRÍA*, Primera Edición, México, McGraw-Hill, 546 p.
- Humberto Gutiérrez Pulido, (2008). *Análisis y Diseño de experimentos*, Segunda Edición, México, McGraw-Hill, 543 p.
- Humberto Landaeta Merino, (1975). *Manual de descripción de instalaciones de los Altos Hornos de la planta de Huachipato*, Chile, 86 p.
- Joaquín Casal, Helena Montiel, Eulalia Planas, Juan A. Vílchez, (1999). *Análisis del riesgo en instalaciones industriales*, Primera Edición, España, Universidad Politécnica de Catalunya, 243 p.
- Nelson Ávila Vázquez, (2002). *ECONOMETRÍA 2, Análisis de modelos econométricos de series temporales*, Primera Edición, España, International Thomson Editores Spain Paraninfo, 388 p.
- Uriel Ezequiel, Peiró Amado, (2000). *Introducción al análisis de Series Temporales*, España, 343p.
- Base de datos EBSCO, *URL:*
<http://search.ebscohost.com/login.aspx?authtype=cookie,ip,url&community=y&return=y>
- Revistas Scielo, *URL:* <http://www.scielo.cl/>

REFERENCIAS:

- Alto Horno, URL:<http://iesvillalbahervastecnologia.files.wordpress.com/2009/01/alto-horno.pdf>
- Análisis de regresión lineal: El procedimiento de Regresión Lineal, URL:http://pendientedemigracion.ucm.es/info/socivmyt/paginas/D_departamento/materiales/analisis_datosyMultivariable/18reglin_SPSS.pdf
- Antunez Irgoin Cesar Humberto, Análisis de series de Tiempo, URL:<http://www.eumed.net/ce/2011a/chai.htm>.
- Biswas Anil K., (2007). Principios de Producción de Hierro en Alto Horno, Universidad de Queensland, Brisbane, Australia, 528 p.
- Blanco Diego y Gualdrón Erika, Modelos Autorregresivos con variables exógenas aplicados a series de tiempo hidrológicas en la cuenca del río Lebrija. *Proyecto de Título Universidad Industrial de Santander • Año 2006*. URL:<http://repositorio.uis.edu.co/jspui/bitstream/123456789/1784/2/120936.pdf>
- Correa Armando; Muñoz Roberto y García Gustavo, Análisis de ozono y óxidos de nitrógeno mediante técnicas de series de tiempo y regresión lineal. *Investigación para Secretaría del Medio Ambiente • Año 1999*. URL:<http://www.bvsde.paho.org/bvsaidis/caliaire/mexicon/R-0188.pdf>
- Cortez Juan, Desestacionalización x12 ARIMA con efecto calendario: Índice de Producción de la Industria Manufacturera. *Revista Chilena de Economía y Sociedad • Diciembre de 2010* URL:<http://web.ebscohost.com/ehost/detail?sid=1183cae3-2eec-4543-8041-a101630a7b58%40sessionmgr115&vid=1&hid=120&bdata=Jmxhbmc9ZXMmc2l0ZT1laG9zdC1saXZl#db=a9h&AN=65721539>
- Coutin, Gisele, Utilización de modelos ARIMA para la vigilancia de enfermedades transmisibles. *Revista Cubana Salud Pública Vol. 33 No. 2 • Abril-Junio de 2007*

URL: <http://web.ebscohost.com/ehost/detail?sid=8bc30ce3-a3d4-45e6-a994-691f0ac64b9b%40sessionmgr13&vid=1&hid=14&bdata=Jmxhbmc9ZXMmc2l0ZT1laG9zdC1saXZl#db=a9h&AN=27247159>

- Cuesta Álvaro Pedro, Introducción Técnicas estadísticas aplicadas a ciencias de la salud, URL: http://www.sisoft.ucm.es/Manuales/estadistica_ciencia_salud.pdf
- Dolado Javier, Validez de las predicciones en la estimación de costes, • Enero de 1999. URL: <http://www.sc.ehu.es/jiwdocoj/remis/docs/validez/validez.htm>
- Duarte Juan; Mascareñas Juan y Sierra Katherine, Ajuste de modelos econométricos al mercado bursátil colombiano. *Global Conference on Business and Finance Proceedings Vol. 7 No. 2 • Año 2012* URL: <http://web.ebscohost.com/ehost/detail?sid=62696c0c-fad4-43a9-b094-9af1bd97aa09%40sessionmgr4&vid=1&hid=14&bdata=Jmxhbmc9ZXMmc2l0ZT1laG9zdC1saXZl#db=bth&AN=76593387>
- García Pedro; Monsalve Elkin y Bustamante César, Estudio de la variabilidad de la precipitación y la temperatura en la cuenca del Río Quindío. *Programa de Ingeniería Civil. Universidad del Quindío. Investigadores Grupo CIDERA • Junio 25 de 2009.* URL: http://www.uniquindio.edu.co/uniquindio/revistainvestigaciones/adjuntos/pdf/cbbb_n1915.pdf
- Gaete Lagno Francisco, (1978). Algunas Técnicas Operativas en los Altos Hornos de Huachipato.
- Gonzales María, Análisis de series temporales: Modelos ARIMA. *Universidad del país Vasco • Abril de 2009.* URL: <http://www.sarriko-online.com/cas/fichas/2009/04-09.pdf>
- Jaramillo, Gonzales, Nuñez, Portilla y Lucio, Análisis de series de tiempo univariante aplicando metodología de box-jenkins para la predicción de ozono en la ciudad de Cali, Colombia, *Revista Facultad de Ingeniería No 39. pp. 79-88 •*

Marzo, 2007. URL:
http://www.scielo.unal.edu.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-62302007000100007&lng=es&nrm=

- Landaeta Merino Humberto, (1975). Manual de descripción de instalaciones de los Altos Hornos de la planta de Huachipato, Chile, 86 p.
- Leandro Gabriel, Principios de la econometría y modelación, • *Junio de 2008*. URL:
<http://www.slideshare.net/gleandro/principios-de-econometria-arima>
- Martínez Ingrid, Análisis de variables macroeconómicas de EL Salvador: periodo 1995 al segundo trimestre de 2009. *Proyecto de Título Universidad del Salvador, Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas* • *Diciembre de 2009*. URL:
<http://www.matematica.ues.edu.sv/escuela/wp-content/uploads/2013/05/MemoriaFinalCompleta1-2.pdf>
- Materia Primas y funcionamiento del Alto Horno, URL:
<http://es.scribd.com/doc/14705443/Materias-Primas-y-Funcionamiento-Del-Horno-Alto>
- Montoya José, Pedraza Ricardo, Muertes por causas violentas y ciclo económico en Bogotá, Colombia: un estudio de series de tiempo, *Pan American Journal of Public Health*, Vol. 26 • *Julio, 2009*. URL:
<http://web.ebscohost.com/ehost/detail?vid=4&sid=610967b7-302c-4ebf-8653-7054157bbd5e%40sessionmgr111&hid=114&bdata=Jmxhbm9ZXMmc2l0ZT1laG9zdC1saXZl#db=a9h&AN=44203823>
- Montero Roberto, Variables no estacionarias y cointegración. Universidad de Granada, • *Marzo de 2013*. URL:
<http://www.ugr.es/~montero/matematicas/cointegracion.pdf>
- Narasimhan Sim, Planeación de la información y control de inventarios, • *Año 1999*. URL:
http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lii/sierra_r_r/capitulo3.pdf

- Nelson Ávila Vázquez, (2002). *ECONOMETRÍA 2, Análisis de modelos econométricos de series temporales*, Primera Edición, España, International Thomson Editores Spain Paraninfo, 388 p.
- Proceso Siderúrgico, *URL: <http://ticennuestrasvidas.blogspot.com/p/apuntes-procesos-siderurgicos.html>*
- Sanjuán Ana, *Modelos de predicción Aplicados a series de precios Agrarios. Centro de investigación y tecnología Agroalimentaria de Aragón • Junio de 2003. URL: http://citarea.cita-aragon.es/citarea/bitstream/10532/187/1/10532-80_160.pdf*
- Sepúlveda Karina, *Modelo Matemático para Predecir el Comportamiento del Silicio en el Proceso de Obtención del Arrabio en el Departamento de Altos Hornos en la Compañía Siderúrgica Huachipato S.A. Proyecto de Título Universidad del Bío-Bío, Facultad de Ingeniería C. Industrial • Año 2007. URL: http://cybertesis.ubiobio.cl/tesis/2007/sepulveda_k/doc/sepulveda_k.pdf*
- Series temporales MODELOS ARIMA: metodología Box-Jenkins, *URL: http://augusta.uao.edu.co/moodle/file.php/3796/introduccion_Box_-_Jenkins.pdf*
- Series temporales, Universidad Carlos III de Madrid. *URL: http://www.est.uc3m.es/esp/nueva_docencia/leganes/ing_industrial/estadistica_industrial/practicas/Practica4Series.pdf*
- Statgraphics, *Análisis de una variable, • Abril de 2007. URL: <http://es.scribd.com/doc/13500859/Analisis-de-Una-Variable>*
- Uriel Ezequiel, Peiró Amado, (2000). *Introducción al análisis de Series Temporales*, España, 343p.
- Valencia Ana; Lozano Carlos y Moreno Carlos, *Modelo de promedios móviles para el pronóstico horario de potencia y energía eléctrica. Revista El Hombre y la Máquina No. 29 • Julio - Diciembre de 2007. URL:*

<http://ingenieria.uao.edu.co/hombreymaquina/revistas/29%202007-2/Articulo%2010%20HyM%2029.pdf>

- Villavicencio John, Introducción a Series de Tiempo. *URL:* http://www.estadisticas.gobierno.pr/iepr/LinkClick.aspx?fileticket=4_BxecUaZmg%3D&tabid=100

ANEXO

Anexo A: Glosario

P-Value: Este estadístico mide la significancia de las variables explicativas dentro de un modelo si el P-value es mayor o igual que 0,05 ese término no es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95,0% ó mayor, por lo cual se recomienda sacar esas variables del modelo.

R-cuadrado: indica que las variables independientes explican en un determinado porcentaje la variabilidad de la variable dependiente analizada.

Estadístico de Durbin-Watson: examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos.

Varianza (medida de dispersión): es una medida de la desviación cuadrada promedio alrededor de la media muestral.

Desviación Estándar (medida de dispersión): es la raíz cuadrada de la varianza muestral.

Curtosis (medida de forma): es una medida de lo relativamente picudo o plano comparado con una curva con forma de campana.

Curtosis Estandarizada (medida de forma): convierte la estadística curtosis calculada anteriormente a un valor que tiene aproximadamente una distribución normal estándar en muestras grandes.

Sesgo Estandarizado (medida de forma): convierte la estadística de sesgo calculadas a un valor que tiene aproximadamente una distribución normal estándar en muestras grandes.

RMSE: Root Mean Squared Error (Raíz del Cuadrado Medio del Error)

RUNS: Prueba corridas excesivas arriba y abajo

RUNM: Prueba corridas excesivas arriba y abajo de la mediana

AUTO: Prueba de Box-Pierce para autocorrelación excesiva

MEDIA: Prueba para diferencia en medias entre la 1ª mitad y la 2ª mitad

VAR: Prueba para diferencia en varianza entre la 1ª mitad y la 2ª mitad

Error absoluto: Es la diferencia entre el valor de la medida y el valor tomado como exacto.

Raíz del error cuadrático medio (RECM): La función de pérdida implica que RECM es cuadrática, entonces la pérdida asociada con un error aumenta en proporción con el cuadrado el error.

Error absoluto porcentual medio (MAPE): es el promedio de la desviación de los datos estimados con relación a los datos reales en porcentaje.

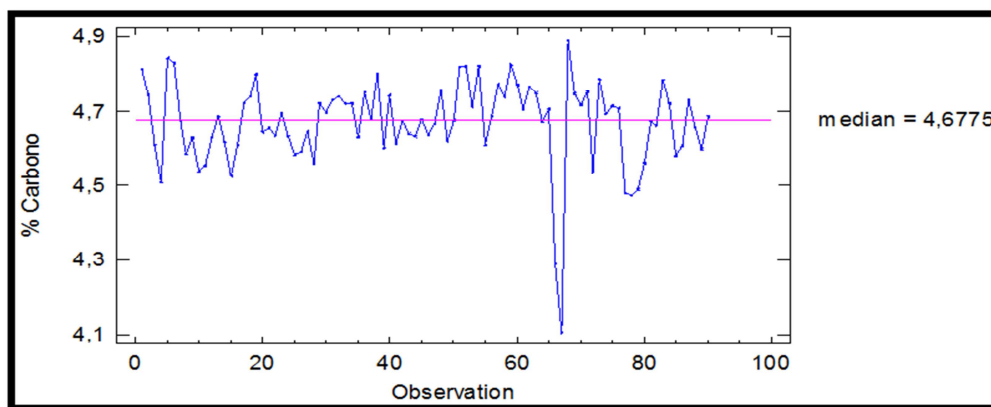
Ruido blanco gaussiano: Es una sucesión de variables aleatoria (procesos estocástico) con una esperanza (media) cero y una varianza constante e independientes de cualquier valor de t (Covarianza nula). En forma más precisa definiremos que la serie, que generada por un ruido blanco Gaussiano si la serie es igual error.

Objetivo de un pronóstico: reducir la incertidumbre acerca de lo que puede acontecer en el futuro proporcionando información cercana a la realidad que permita tomar decisiones sobre los cursos de acción a tomar tanto en el presente como en el futuro.

Anexo B: Estacionariedad de variables.

En la Figura b.1 se observa la gráfica de serie de tiempo de la variable dependiente Carbono cuyos datos fueron obtenidos del Alto Horno 2.

Figura b.1: Serie de tiempo del Carbono del Alto Horno 2.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del AH-2.

En la gráfica se presenta una media 4,678 y desviación estándar 0,114 así como también los valores mínimo 4,105 y máximo 4,89 con lo que se puede ver que este proceso tiene puntos que si están fuera de rangos especificados que para este caso están entre 4,2 y 4,8 por ciento.

Al observar la Figura b.1 se ve que tiene una media constante a lo largo del tiempo con lo que se podría asumir la estacionariedad de esta variable, pero para corroborar esto se procede hacer el siguiente test de estacionariedad.

Tabla b.1: Test de Dickey-Fuller Aumentado del Carbono

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.222130	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.505595	
5% level	-2.894332	
10% level	-2.584325	

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.1 corresponde al Carbono y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -7,22213 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.2: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga Alquitrán

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.203952	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448782	
5% level	-2.869558	
10% level	-2.571110	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.2 corresponde a la Carga de Alquitrán y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -9.203952 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.3: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Caliza

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.02081	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448728	
5% level	-2.869534	
10% level	-2.571097	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.3 corresponde a la Carga de Caliza y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -11.02081 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.4: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Coque

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.06373	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448728	
5% level	-2.869534	
10% level	-2.571097	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.4 corresponde a la Carga de Coque y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -11.06373 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.5: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Pellet

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.959752	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448889	
5% level	-2.869605	
10% level	-2.571135	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.5 corresponde a la Carga de Pellet y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -4.959752 es

inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.6: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Carga de Romeral

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.983865	0.0017
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448889	
5% level	-2.869605	
10% level	-2.571135	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.6 corresponde a la Carga de Romeral y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = - 3.983865 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria

Tabla b.7: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de Arrabio

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-18.32586	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448728	
5% level	-2.869534	
10% level	-2.571097	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.7 corresponde a la Temperatura de Arrabio y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = - 18.32586 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de

significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.8: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de aire insuflado

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.30841	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448728	
5% level	-2.869534	
10% level	-2.571097	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.8 corresponde a la Temperatura de aire insuflado y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -12.30841 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.9: Test de Dickey-Fuller Aumentado de Temperatura de llama

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-18.51299	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448728	
5% level	-2.869534	
10% level	-2.571097	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.9 corresponde a la Temperatura de llama y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -18.51299 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de

significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Tabla b.10: Test de Dickey-Fuller Aumentado para Vol. de viento insufl.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.536577	0.0000
Test criticalvalues:		
1% level	-3.448835	
5% level	-2.869581	
10% level	-2.571122	

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

El test de estacionariedad de la Tabla b.10 corresponde al Vol. de viento insufl. y arroja que se rechaza la hipótesis nula, ya que el valor del estadístico ADF = -6.536577 es inferior a todos los valores críticos que se observan para tres niveles de significancia, tanto para 1, 5, y 10 por ciento, por consecuencia la serie es estacionaria.

Anexo C: Análisis de Autocorrelación Simple, Autocorrelación Parcial

A continuación se presenta el análisis de la Autocorrelación de cada una de las variables dependientes de este estudio, en el cual se determinará la cantidad de rezagos que tendrían estas variables o en su defecto la no existencia de estos.

Análisis para la variable dependiente Azufre:

Tabla c.1: Autocorrelaciones Estimadas para % Azufre

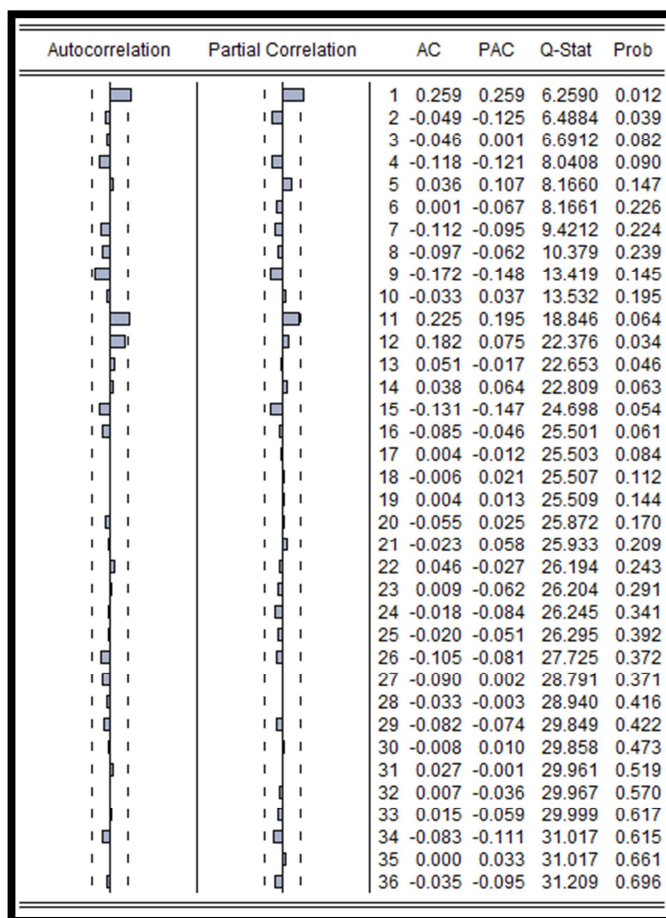
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.185	0.185	3.1994	0.074
		2 -0.271	-0.316	10.093	0.006
		3 -0.115	0.011	11.347	0.010
		4 -0.061	-0.139	11.708	0.020
		5 0.113	0.146	12.949	0.024
		6 0.130	0.016	14.612	0.024
		7 -0.019	0.011	14.648	0.041
		8 -0.080	-0.037	15.298	0.054
		9 -0.267	-0.270	22.602	0.007
		10 -0.154	-0.070	25.071	0.005
		11 0.226	0.127	30.439	0.001
		12 0.111	-0.062	31.747	0.002
		13 -0.042	0.032	31.939	0.002
		14 -0.026	0.027	32.013	0.004
		15 -0.126	-0.078	33.759	0.004
		16 0.010	0.040	33.771	0.006
		17 0.067	-0.074	34.279	0.008
		18 0.027	-0.002	34.365	0.011
		19 0.022	-0.050	34.424	0.016
		20 -0.064	0.023	34.911	0.021
		21 -0.123	-0.067	36.717	0.018
		22 0.053	0.046	37.056	0.023
		23 0.119	0.060	38.809	0.021
		24 0.065	0.030	39.343	0.025
		25 0.015	0.012	39.372	0.034
		26 -0.078	-0.009	40.168	0.038
		27 0.008	0.050	40.176	0.049
		28 0.088	0.032	41.205	0.051
		29 -0.110	-0.180	42.841	0.047
		30 -0.044	0.015	43.114	0.057
		31 0.040	-0.006	43.333	0.070
		32 0.054	0.147	43.744	0.081
		33 -0.014	-0.062	43.772	0.100
		34 -0.085	-0.033	44.840	0.101
		35 0.010	0.049	44.854	0.123
		36 0.006	-0.092	44.859	0.148

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

En las Tabla c.1 se presenta el correlograma para la variable Azufre, este muestra hasta el rezago número 24. Acá se observa como el correlograma decrece en forma escalonada a lo largo de los 24 periodos, mientras que el de Autocorrelación Parcial se observa solo un valor destaca por sobre los demás rezagos, concluyéndose que la serie en análisis presenta un solo desfase o retardo. Finalmente se puede decir que el valor del azufre en el tiempo t , se puede explicar por el valor de este mismo pero en el periodo anterior $t-k$, donde k es el número de retardos, en este caso igual a uno.

Análisis para la variable dependiente Carbono:

Tabla c.2: Autocorrelaciones Estimadas para % Carbono



Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

En las Tabla c.2 se presenta el correlograma para la variable Carbono, en el cual se observa hasta el rezago 24. Acá se ve como el correlograma decrece en forma escalonada al igual que el comportamiento que tiene la serie del azufre, mientras que el de Autocorrelación Parcial se observa un valor sobresaliente en el rezago número uno, concluyéndose que la serie en análisis presenta un desfase o retardo.

Con esto se puede concluir que el valor del carbono en el tiempo t, se puede explicar por el valor de este mismo pero en el periodo anterior t-k, donde k es el número de retardos, y en este caso es igual a uno.

Análisis para la variable dependiente Silicio:

Tabla c.3: Autocorrelaciones Estimadas para % Silicio

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.420	0.420	16.385	0.000
		2	0.175	-0.001	19.265	0.000
		3	0.127	0.065	20.795	0.000
		4	0.107	0.038	21.889	0.000
		5	0.135	0.085	23.664	0.000
		6	0.080	-0.018	24.299	0.000
		7	0.046	0.003	24.509	0.001
		8	0.104	0.087	25.604	0.001
		9	0.065	-0.024	26.031	0.002
		10	-0.011	-0.062	26.044	0.004
		11	0.003	0.020	26.045	0.006
		12	0.065	0.070	26.500	0.009
		13	0.055	-0.011	26.830	0.013
		14	0.060	0.035	27.223	0.018
		15	-0.040	-0.092	27.396	0.026
		16	-0.200	-0.209	31.875	0.010
		17	-0.083	0.073	32.655	0.012
		18	0.011	0.068	32.669	0.018
		19	0.110	0.133	34.092	0.018
		20	0.076	-0.013	34.781	0.021
		21	0.026	0.010	34.861	0.029
		22	0.030	-0.002	34.972	0.039
		23	0.014	-0.023	34.997	0.052
		24	-0.097	-0.112	36.180	0.053
		25	-0.115	-0.056	37.854	0.048
		26	-0.077	-0.044	38.631	0.053
		27	-0.009	0.042	38.642	0.068
		28	-0.058	-0.031	39.086	0.080
		29	-0.145	-0.082	41.956	0.057
		30	-0.162	-0.052	45.568	0.034
		31	-0.129	-0.074	47.900	0.027
		32	-0.114	-0.084	49.759	0.024
		33	-0.084	0.018	50.783	0.025
		34	-0.209	-0.170	57.265	0.008
		35	-0.247	-0.061	66.432	0.001
		36	-0.191	-0.012	72.015	0.000

Fuente: Elaboración propia con programa Eviews.

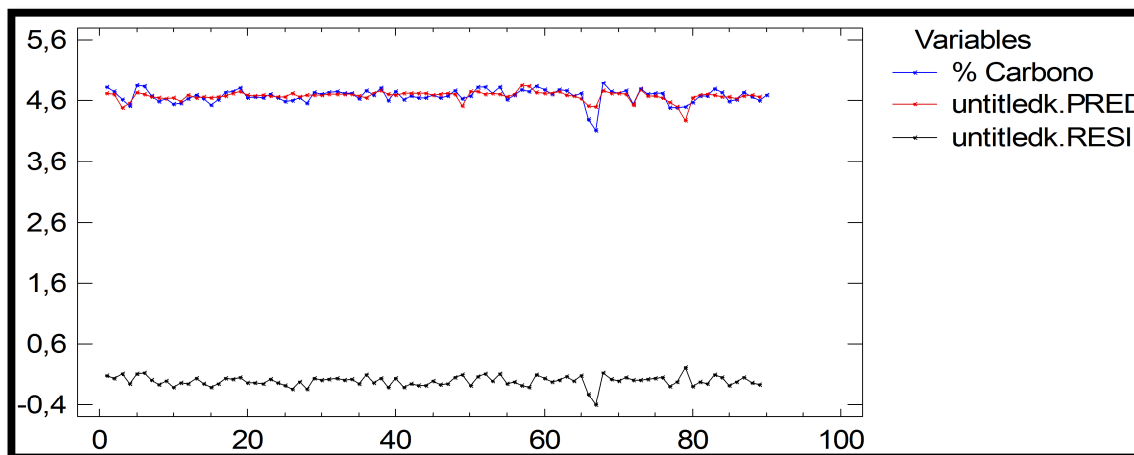
En las Tabla c.3 se presenta el correlograma para el Silicio, en el cual se observa hasta el rezago 24. Acá se puede distinguir como el correlograma decrece en forma constante durante los primeros periodos, mientras que el de Autocorrelación Parcial se observa un valor sobresaliente en el rezago número uno, concluyéndose que la serie en análisis presenta un desfase o retardo.

Anexo D: Predicciones versus datos reales y residuales

A continuación se dan a conocer las gráficas de las predicciones para los modelos de regresiones de Carbono y Silicio comparándolos con los valores reales medidos

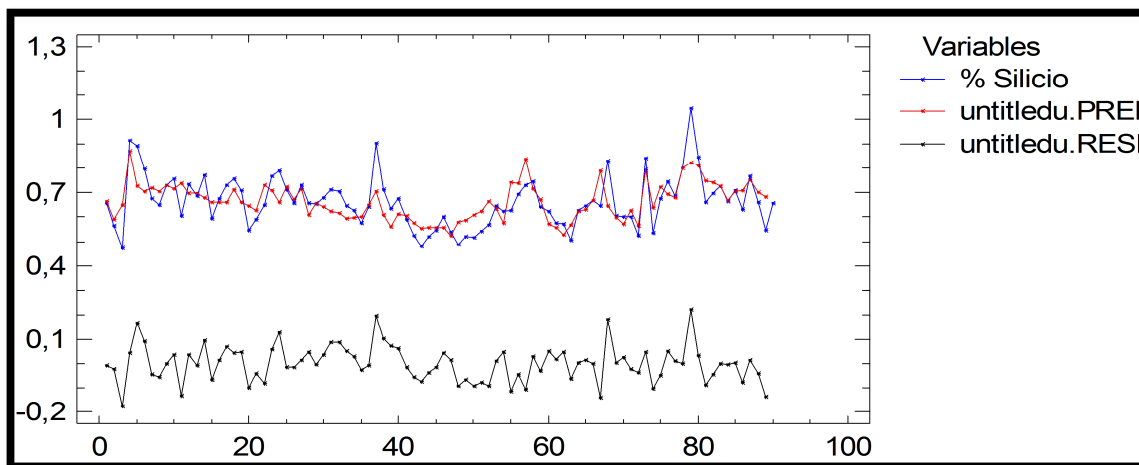
en el periodo de análisis de este estudio, así también se presenta la gráfica de los residuos generados a partir de cada uno de estos modelos.

Tabla d.1: Gráfica de predicciones vs datos reales con Modelos de regresiones para % Carbono



Fuente: Propia.

Tabla d.2: Gráfica de predicciones vs datos reales con Modelos de regresiones para % Silicio



Fuente: Propia.

Anexo E: Test de residuales

Tabla e.1: Test de residuos de % Carbono

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.454	-0.454	18.739	0.000
		2	-0.096	-0.380	19.591	0.000
		3	0.077	-0.229	20.150	0.000
		4	-0.022	-0.187	20.195	0.000
		5	0.022	-0.107	20.239	0.001
		6	0.022	-0.027	20.287	0.002
		7	-0.091	-0.116	21.093	0.004
		8	0.046	-0.091	21.302	0.006
		9	-0.004	-0.104	21.303	0.011
		10	-0.113	-0.276	22.605	0.012
		11	0.297	0.117	31.700	0.001
		12	-0.221	-0.031	36.799	0.000
		13	-0.034	-0.092	36.923	0.000
		14	0.152	0.031	39.385	0.000
		15	-0.148	-0.143	41.765	0.000
		16	0.140	0.044	43.936	0.000
		17	-0.071	-0.039	44.492	0.000
		18	-0.058	-0.062	44.868	0.000
		19	0.080	-0.017	45.610	0.001
		20	0.048	0.073	45.877	0.001
		21	-0.110	0.042	47.317	0.001
		22	0.013	-0.141	47.339	0.001
		23	0.038	-0.006	47.519	0.002
		24	-0.022	-0.014	47.580	0.003
		25	0.104	0.083	48.936	0.003
		26	-0.184	-0.019	53.238	0.001
		27	0.120	-0.018	55.116	0.001
		28	-0.006	0.030	55.121	0.002
		29	-0.074	-0.044	55.848	0.002
		30	0.068	-0.042	56.489	0.002
		31	-0.029	-0.089	56.606	0.003
		32	0.044	0.082	56.885	0.004
		33	-0.022	0.104	56.955	0.006
		34	-0.047	-0.061	57.281	0.008
		35	0.074	0.066	58.093	0.008
		36	0.004	0.001	58.095	0.011

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

En la Tabla e.1 se muestra el test de residuos del modelo de Carbono, en este se puede observar la autocorrelación de sus residuos, donde los valores del estadístico Ljun-Box son igual a cero, lo que conlleva a concluir que los residuos no presentan ningún coeficiente significativo es decir los residuos son independientes entre sí.

Tabla e.2: Test de residuos de % Silicio

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.526	0.526	98.123	0.000
		2	0.422	0.201	161.48	0.000
		3	0.362	0.114	208.18	0.000
		4	0.339	0.104	249.34	0.000
		5	0.319	0.078	285.78	0.000
		6	0.329	0.104	324.84	0.000
		7	0.310	0.056	359.55	0.000
		8	0.307	0.064	393.77	0.000
		9	0.265	0.000	419.26	0.000
		10	0.254	0.025	442.77	0.000
		11	0.227	-0.001	461.63	0.000
		12	0.278	0.101	489.89	0.000
		13	0.276	0.050	517.89	0.000
		14	0.230	-0.029	537.38	0.000
		15	0.198	-0.023	551.88	0.000
		16	0.205	0.024	567.41	0.000
		17	0.226	0.060	586.49	0.000
		18	0.304	0.145	620.87	0.000
		19	0.242	-0.035	642.73	0.000
		20	0.197	-0.054	657.35	0.000
		21	0.158	-0.049	666.71	0.000
		22	0.198	0.066	681.45	0.000
		23	0.194	0.031	695.76	0.000
		24	0.198	0.009	710.70	0.000
		25	0.184	-0.023	723.61	0.000
		26	0.150	-0.054	732.25	0.000
		27	0.177	0.069	744.32	0.000
		28	0.131	-0.035	750.95	0.000
		29	0.161	0.052	760.89	0.000
		30	0.191	0.027	775.07	0.000
		31	0.196	0.012	790.02	0.000
		32	0.186	0.026	803.54	0.000
		33	0.158	0.007	813.30	0.000
		34	0.151	0.008	822.27	0.000
		35	0.151	-0.019	831.27	0.000
		36	0.092	-0.119	834.60	0.000

Fuente: Elaboración propia a partir de Eviews.

En la Tabla e.2 se muestra el test de residuos del modelo de Silicio, en este se puede observar la autocorrelación de sus residuos, donde los valores del estadístico Ljun-Box son igual a cero, lo que conlleva a concluir que los residuos no presentan ningún coeficiente significativo es decir los residuos son independientes entre sí.