UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA

TESIS DOCTORAL

DISEÑO DE MODELOS EMPÍRICOS PARA PROCESOS INDUSTRIALES: REFINAMIENTO DE ACERO INOXIDABLE

Carlos Jesús Gálvez Fernández
Málaga, 2007

Universidad de Málaga

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Departamento de Electrónica

Dr. Carlos González Spínola, profesor titular del departamento de Electrónica de la Universidad de Málaga,

CERTIFICA:

Que el trabajo de investigación que presenta Don CARLOS JESÚS GÁLVEZ FERNÁNDEZ titulado "Diseño de modelos empíricos para procesos industriales: el refinamiento de acero inoxidable" ha sido realizado bajo mi dirección y considero que tiene el contenido y rigor científico necesario para ser sometido al superior juicio de la comisión que nombre la Universidad de Málaga para optar al Grado de Doctor.

Y para que así conste, expido y firmo el presente certificado en Málaga a 17 de Mayo de 2007.

Fdo: Dr. Carlos González Spínola

Universidad de Málaga

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Departamento de Electrónica

Dr. José Muñoz Pérez, Catedrático del departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación de la Universidad de Málaga,

CERTIFICA:

Que el trabajo de investigación que presenta Don CARLOS JESÚS GÁLVEZ FERNÁNDEZ titulado "Diseño de modelos empíricos para procesos industriales: el refinamiento de acero inoxidable" ha sido realizado bajo mi dirección y considero que tiene el contenido y rigor científico necesario para ser sometido al superior juicio de la comisión que nombre la Universidad de Málaga para optar al Grado de Doctor.

Y para que así conste, expido y firmo el presente certificado en Málaga a 17 de Mayo de 2007.

Fdo: Dr. José Muñoz Pérez

Universidad de Málaga

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Departamento de Electrónica

Dr. Luis Gálvez Alcaraz, especialista en Medicina de Familiar y Comunitaria,

CERTIFICA:

Que el trabajo de investigación que presenta Don CARLOS JESÚS GÁLVEZ FERNÁNDEZ titulado "Diseño de modelos empíricos para procesos industriales: el refinamiento de acero inoxidable" ha sido realizado bajo mi dirección y considero que tiene el contenido y rigor científico necesario para ser sometido al superior juicio de la comisión que nombre la Universidad de Málaga para optar al Grado de Doctor.

Y para que así conste, expido y firmo el presente certificado en Málaga a 17 de Mayo de 2007.

Fdo: Dr. Luis Gálvez Alcaraz

A mis padres, que me han enseñado el valor de la honestidad y la recompensa del trabajo. Que aunque tuvieron que enfrentarse al problema de educar a dos hijos siendo muy jóvenes, hicieron un magnífico trabajo, introduciéndonos en el mundo del arte, la música y la pintura, adornos en la abundancia y consuelos en la tristeza. Creo que nunca podremos agradecerles todo su esfuerzo y dedicación

A mi hermano, oveja descarriada durante años, pero gigante que ha despertado hace poco y que gracias a su esfuerzo personal llegará a ser el primer juez de la familia. Su forma de ver y vivir la vida tras trabajar varios años con la ONU en dos post-guerras es admirable.

A mi abuelo Pepe, que dedicó toda su vida a trabajar para que nuestra familia tuviera acceso a una buena educación y a un hogar digno. Quisiera agradecerle todo lo que aprendí con él y que fuera mi mecenas para realizar numerosos viajes por el extranjero para conocer otras culturas, ver el mundo desde otra perspectiva y aprender a sentir las cosas bellas que nos rodean.

A Mª Ángeles, por lo mucho que me ha apoyado durante estos años.

Agradecimientos

Quisiera agradecer a las siguientes personas que han participado directa o indirectamente en la realización de esta tesis doctoral:

A Carlos Spínola por haberme dado la oportunidad y haberme apoyado durante estos años. También quisiera agradecerle el especial cariño que ha tenido para conmigo y todo lo que me ha enseñado. Este trabajo no se hubiera podido hacer sin su apoyo personal y sus conocimientos.

A mi familia por aconsejarme que iniciara esta aventura, que ha sido muy beneficiosa para mí, y el constante apoyo que me han brindado.

A Pepe Muñoz porque siempre que había una vía muerta sabía cómo salir de ella. Dicen que no hay viento favorable para aquellos que no saben adonde van, gracias a él hemos tenido el viento necesario para llegar a puerto. Agradecerle su disponibilidad y su trato tan agradable, y reconocer su vasto conocimiento sobre el mundo de la Redes Neuronales.

A J.M Bonelo, responsable de la sección de Informática Industrial y Automatización y a Julio Vizoso, responsable de Sitemas de Información de la fábrica de Acerinox S.A en Algeciras.

A Javier Ferrer, creador de la criatura, que ideó y comenzó este proyecto. He aprendido mucho de esta persona de gran talante, querido y admirado por todos sus compañeros.

A todos mis compañeros de TCC: Alvaro, Blanca, Esteban, Francis, Jesús, Juanjo, Juanmi, Manolo, Rafa y Ramón. Especialmente, agradecer a Paco, con el que he pasado muchas horas mejorando el modelo y cuyas ideas han sido cruciales para este trabajo. En mi memoria quedará los grandes momentos que pasamos en la fábrica Sudáfrica, especialmente el incidente del elefante mientras estábamos de safari (junto con Carlos y Francis).

A los operadores de AOD pertenecientes a los grupos D y E, que han trabajado duramente durante 3 años aportando información crucial para este proyecto, y con los que he pasado horas muy agradables produciendo acero inoxidable.

A mis otros abuelos Jesús, Rosa, Elisa y Paquita y al resto de la familia Gálvez y Fernández.

A Joaquina mi casi otra madre.

A todos mis amigos, que me han apoyado durante más de tres largos años, con los que he disfrutado largas charlas comiendo en la facultad y de los que he aprendido tantas cosas (seguro que me olvido de alguno):

Perrako, Kodama, Conex, Ridli, Storm, Juampi, Winnie, Rocio, Ainaker, Elena, Croketa, Yony, Salvitas, Elena, Sara, Chema, Alex, Nuria, Regino, Amable, Mª Luisa, Antoñita, Checheno, Rocío, Melchor, Ruben, Paco, Pepi, David Rodero, Axe, Cíclope, Stimpack, Darky, Ulric, Franki, Mar, Geko, Gerónimo, Gorf, Guillermina, Cuco, Luis Hernández, Magus, Megato, Ternero, Mónica, Zoiyo y un muy largo etcétera.

Índice

CAPÍTULO 1 12

Diseño de modelos empíricos del refinamiento de acero inoxidable

1.1. INTRODUCCIÓN 12
1.2. OBJETO DE LA INVESTIGACIÓN 14
1.3. METODOLOGÍA 14
1.4. ESTRUCTURA DE LA MEMORIA 16

CAPÍTULO 2 18

La fabricación de acero inoxidable: el proceso AOD

2.1. INTRODUCCIÓN 18
2.2. DEFINICIÓN Y CLASIFICACIÓN DE LOS ACEROS INOXIDABLES 20
2.3. PRODUCCIÓN DEL ACERO INOXIDABLE 22
2.3.1. Materias primas 23
2.3.2. Horno de arco eléctrico 24
2.3.3. El convertidor AOD 24
2.3.4. Cucharas 25
2.3.5. Máquina de colada continua 26
2.3.6. Líneas de laminado del acero inoxidable. 27
2.4. EL PROCESO AOD 28
2.4.1. Etapa de soplado 28
2.4.1.1. Formulación básica de la etapa de soplado 30
2.4.1.1.1. Oxidación del silicio 31
2.4.1.1.2. Oxidación del carbono 32
2.4.1.1.3. Eficiencia de descarburación 33
2.4.2. Etapa de reducción 34
2.4.2.1. Formulación básica de la etapa de reducción 34
2.4.2.1.1. Estimación del Silicio a adicionar 34
2.4.2.1.2. Índice de Basicidad 36
2.4.2.1.3. Cálculo de la cal 36
2.4.3. Etapa de desulfuración 37
2.4.4. Etapa de ajuste final 37

CAPÍTULO 3 38

Ajuste químico de la colada mediante adiciones. Método basado en ecuaciones estequiométricas

3.1. ARQUITECTURA DEL MODELO DE AOD 38
3.2. PROCESO DE CÁLCULO DE ADICIONES 41
3.2.1. El problema de ajuste de una colada 43
3.2.1.1. Ejemplo 45
3.2.2. Consideraciones adicionales 46
3.2.3. Posibles implementaciones del proceso de cálculo de adiciones 48
3.3. MÉTODO DE APROXIMACIONES SUCESIVAS 50
3.3.1. Fundamentos matemáticos 50
3.3.2. El factor de ajuste 53
3.3.3. Algoritmo de aproximaciones sucesivas para ajustar una colada 56
3.3.4. Ejemplo 61

CAPÍTULO 4 66

Modelo de descarburación: análisis de población e implementación mediante sistemas lineales

4.1. INTRODUCCIÓN 66
4.2. DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES DEL MODELO DE DESCARBURACIÓN 69
4.2.1. Número del AOD 72
4.2.2. Vida del refractario del AOD 72
4.2.3. Familia ferrítica 72
4.2.4. Peso metálico inicial de la colada en una fase de soplado 73
4.2.5. Análisis Químico de la colada 74
4.2.5.1. Porcentaje de Cr, S y Mn en la cuchara de trasvase 74
4.2.5.2. Porcentaje de Si y C inicial en una fase de soplado 75
4.2.5.3. Porcentaje de C al final de una fase de soplado 75
4.2.6. Temperatura inicial de una fase de soplado 76
4.2.7. Variables históricas 76
4.2.7.1. Eficiencia de descarburación de la fase anterior 76
4.2.7.2. Oxígeno soplado y adicionado acumulado hasta la fase anterior 76
4.2.7.3 .Oxígeno remanente acumulado hasta la fase anterior 77
4.2.8. Caudal medio de Oxígeno, Caudal total y ratio medio de soplado 78
4.2.9. Kilogramos adicionados de materiales metálicos en fase de soplado 79
4.2.10. Kilogramos de cal adicionados en fase de soplado 80
4.2.11. O_2 que aportan las adiciones de OxMo en una fase de soplado 80
4.2.12. Kilogramos de Silicio eliminado en una fase de soplado 81
4.2.13. Kilogramos de Carbono eliminado en una fase de soplado 81
4.2.14. Peso metálico final de la colada en una fase de soplado 82
4.2.15. Índice de basicidad final 82
4.2.16. Eficiencia de descarburación 83
4.2.17. Volumen de gas inerte y O_2 soplados 83
4.2.18. Temperatura final de una fase de soplado 84
4.3. TOPOLOGÍA DEL MODELO DE DESCARBURACIÓN 85
4.4. ANÁLISIS DE LA POBLACIÓN DE DATOS 87
4.4.1. Análisis de componentes principales 88
4.5. DIVISIÓN DE LA POBLACIÓN DE DATOS 93
4.5.1. División en 5 grupos 94
4.5.2. División en 2 grupos 97
4.6. ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES CRÍTICAS DE LA DESCARBURACIÓN MEDIANTE REGRESIÓN LINEAL 101
4.6.1. Estimación de la E_f para divisiones en 2 y 5 grupos 102
4.6.2. Estimación de la T_f para divisiones en 2 y 5 grupos 103

CAPÍTULO 5 106

Modelo de descarburación: implementación mediante redes neuronales

5.1. INTRODUCCIÓN 106
5.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES 107
5.2.1. Breve historia de la neurocomputación 107
5.2.2 Unidad de proceso: la neurona artificial 108
5.2.3. El perceptrón multicapa 112
5.3. ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES CRÍTICAS DE LA DESCARBURACIÓN MEDIANTE REDES NEURONALES 114
5.3.1. Arquitectura de las redes neuronales elegidas 114
5.3.2. Estimación de la E_f para divisiones en 2 y 5 grupos 115
5.3.3. Estimación de la T_f para divisiones en 2 y 5 grupos 117
5.3.4. Estimación de la E_f y T_f para toda la población de datos 118
5.3.5. Poda de las redes neuronales seleccionadas 120

5.4. COMPARATIVA ENTRE REGRESIÓN LINEAL Y REDES NEURONALES 122
5.4.1 Selección del mejor modelo de estimación de la E_f *122*
5.4.2. Selección del mejor modelo de estimación de la T_f *124*
5.5. COMPORTAMIENTO DE LOS MODELOS SELECCIONADOS 126
5.5.1. Estimación de la E_f *127*
5.5.2. Estimación de la T_f *128*
5.6. TOPOLOGÍA IDEAL DEL MODELO DE DESCARBURACIÓN 129

CAPÍTULO 6 132

Modelo completo de refinamiento de acero inoxidable en el AOD

6.1. INTRODUCCIÓN 132
6.2. MODELO DE REFINAMIENTO DEL ACERO INOXIDABLE 134
6.2.1. Cálculo de las adiciones de ajuste *135*
6.2.2. Proceso de cálculo de gases *137*
6.2.2.1. Proceso de control de temperatura: cálculo de chatarra de enfriamiento 139
6.2.2.2. Mejoras del cálculo de chatarra de enfriamiento 141
6.2.3. Cálculo de las adiciones de reducción y cales *143*
6.2.3.1. Estimación del silicio de reducción 144
6.2.3.2. Cálculo de la cal 145
6.2.3.3. Reparto de la cal 146
6.3. ESQUEMA FINAL 148
6.3.1. Requerimientos de producción: ajuste del Ni preferentemente mediante FeNi *149*

CAPÍTULO 7 152

Aplicación del modelo de AOD al entorno de fabricación de acero inoxidable

7.1. INTRODUCCIÓN 152
7.2. EJEMPLO DE COLADAS REFINADAS MEDIANTE EL MODELO DE AOD 154
7.2.1. Colada B3J0 ..... *155*
7.2.2. Colada B4J7 ..... *158*
7.2.3. Colada B4K6 ..... *160*
7.2.4. Colada B5K4 ..... *162*
7.2.5. Colada B5N4 ..... *164*
7.3. ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DEL MODELO DE AOD 166
7.3.1. Estudio del comportamiento del modelo a través de la eficiencia global de descarburación *167*
7.3.1.1. Eficiencia global de descarburación 167
7.3.1.2. Análisis por AOD 168
7.3.1.3. Análisis por familia de acero 169
7.3.2. Estudio del comportamiento del modelo a través del ajuste químico *171*
7.3.2.1. Análisis por AOD 177
7.3.2.2. Análisis por familia de acero 179
7.3.2.3. Desajuste del Cr y Ni 182
7.4. ESTUDIO Y SEGUIMIENTO DE LA IMPLANTACIÓN DEL MODELO DE AOD 186
7.5. COMPARACIÓN CON OTRAS INVESTIGACIONES 188

CAPÍTULO 8 190

Resultados, conclusiones y futuras líneas de investigación

8.1. RESULTADOS Y CONCLUSIONES 190
8.2. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN 193

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 194

CAPÍTULO 1

Diseño de modelos empíricos del refinamiento de acero inoxidable

1.1. Introducción

El acero inoxidable es el nombre genérico de un grupo de aceros usados básicamente por su resistencia a la corrosión. El elemento preponderante es el hierro, aunque contiene otros como el cromo, níquel y molibdeno cuyas concentraciones determinan los diferentes tipos existentes.

El acero inoxidable se comenzó a producir industrialmente unos años antes de la Primera Guerra Mundial. Desde entonces ha experimentado un gran crecimiento, pasando de ser un producto con aplicaciones muy restringidas por su alto coste, a la situación actual en la que se ha estandarizado la tecnología de fabricación, disminuido sus costes y ampliado sus aplicaciones. Se ha pasado así de 1 millón de toneladas fundidas en 1950 a los 22 millones en el 2004 [1].

La fabricación de acero inoxidable se divide en varias etapas, siendo el proceso de refinamiento la más importante y complicada de ellas. El proceso de refinamiento del acero inoxidable consiste en el ajuste químico de todos sus elementos con una precisión de centésimas porcentuales, e incluyo valores inferiores, y se efectúa a altas temperaturas (por encima de 1400ºC). Este proceso se realiza mediante 2 procedimientos simultáneos; la mayoría de los elementos se ajustan mediante adiciones de materiales (principalmente ferro-aleaciones), sin embargo el C se ajusta mediante el soplado de oxígeno, que reduce su concentración hasta el valor final deseado. La reducción de C mediante oxígeno se conoce como descarburación y es una de las partes más complejas del proceso de refinamiento.

La utilización de nuevas tecnologías y nuevas pautas de fabricación han ayudado a mejorar el proceso de refinamiento del acero inoxidable, en base a la experiencia de los

ingenieros y operadores de cada instalación. Pero este saber-hacer reside solamente en determinadas personas experimentadas, no es fácilmente traspasable ni estandarizable y, en algunos casos, ni siquiera está claramente sustentada en hechos objetivos. Por este motivo, es de suma importancia la construcción de modelos que permitan la estandarización del proceso, la supervisión y el control de la producción, la optimización de los recursos y el aumento de la productividad.

Con este objetivo, se pueden construir sistemas que emulen el comportamiento de los profesionales de la producción de acero inoxidable. Estos modelos, conocidos como sistemas expertos [2], sintetizan el razonamiento y las experiencias de expertos sobre un dominio concreto. Sin embargo, la aplicación de sistemas expertos sobre el ámbito de este estudio puede ser inadecuada debido a la complejidad del proceso, al gran número de parámetros de los que depende y a la alta precisión con la que se requiere trabajar.

El modelo de refinamiento de acero inoxidable debe contemplar los procedimientos de ajuste mediante adiciones de materiales y soplado de gases (descarburación). El primero se puede implementar mediante sistemas matriciales basados en cálculos estequiométricos. Por el contrario, se requieren técnicas más complejas para modelar el proceso de descarburación. Se han desarrollado diversos estudios para construir complejos sistemas matemáticos que modelen el conjunto de reacciones físico-químicas, termodinámicas o de cualquier otra naturaleza que tienen lugar durante el proceso de descarburación [3-12]. Pero en muchas ocasiones, la implantación de estos modelos analíticos en un entorno industrial implica tales dificultades o costes que no son de utilidad práctica o no es viable su aplicación directa. Así mismo, algunos estudios sobre la materia concluyen que no hay un modelo matemático que pueda describir completamente el doble proceso termometalúrgico y de dinámica de fluidos que tiene lugar durante la descarburación del acero inoxidable [13].

Hoy en día, la mayoría de las organizaciones industriales tienen sistemas de monitorización de la producción, que recogen información sobre sus procesos: temperaturas, caudales, presiones, mediciones, etcétera. Esto permite construir modelos empíricos que se implementan, no a partir de la experiencia del operador, sino de los datos extraídos de la producción. Los modelos empíricos permiten la optimización y el control computacional de procesos sin necesidad de construir sistemas altamente complejos. Además se construyen a partir de datos y hechos objetivos, no influenciados por el factor humano. Son mucho más

simples y fáciles de implementar que los modelos analíticos, aunque requieren un conjunto de datos o experiencias representativas para que sean robustos.

1.2. Objeto de la investigación

La presente tesis doctoral es una investigación acerca de la elaboración de modelos para procesos industriales de alta complejidad. En concreto se realizará el diseño, desarrollo e implantación de un modelo híbrido empírico-estequiométrico, que sea aplicable en un entorno tan difícil y especializado como el de la fabricación de acero inoxidable.

El modelo deberá predecir el conjunto de operaciones necesarias para que todos los elementos del acero inoxidable tengan la concentración deseada. En particular, debe calcular a partir de las condiciones iniciales, el conjunto y cantidad de materiales que se deben adicionar y el volumen de gases a soplar durante el refinado del acero inoxidable.

El modelo híbrido estará compuesto de un modelo empírico para la descarburación del acero y un modelo estequiométrico para el cálculo de adiciones de ajuste. Dado que los resultados de un modelo afectan al otro, es necesario realizar una integración adecuada de ambos.

El entorno industrial donde se centra esta investigación es muy exigente y se producen gran variedad de aceros inoxidables de distintas características. El modelo híbrido debe ser capaz de refinar cualquiera de estos tipos de acero y debe adaptarse a las condiciones de producción, utilizando sólo los materiales disponibles en el momento del cálculo. Así mismo, debe soportar imprecisiones y posibles errores en los sistemas de medición.

1.3. Metodología

La presente investigación se centrará en tres líneas principales: desarrollar un modelo para el cálculo de adiciones de ajuste y otro para la descarburación del acero inoxidable. La tercera línea estará enfocada en integrar ambos modelos.

Se utilizarán técnicas basadas en métodos numéricos para el cálculo de adiciones de ajuste. A partir de las condiciones iniciales del acero, la composición química de los materiales de ajuste disponibles y la composición química deseada, el sistema deberá calcular qué materiales y qué cantidad de cada uno es necesaria para refinar el acero inoxidable.

La metodología utilizada para abordar el problema de la descarburación del acero se fundamentará en la obtención y tratamiento de datos significativos y suficientes, con los que se pueda modelar este proceso. Esta fase se denomina adquisición de la experiencia. Se trata de concretar la "experiencia" del proceso mediante un número de casos representativos.

También, será necesario elegir un conjunto de variables que describa el proceso de descarburación. Cuando se seleccionen estas variables hay que considerar que sean significativas, que estén disponibles en determinados momentos y que sean fácilmente medibles, con una alta precisión. Este trabajo se realiza en colaboración con un equipo metalúrgico y se obtendrá una población de datos significativa, a partir de casos reales.

A diferencia de modelos analíticos cuyo objetivo es estimar las condiciones quasi-continuas durante la descarburación, se estudiará una división de este proceso en pocas fases, con un conjunto de características determinadas, controlables y medibles de forma que puedan ajustarse a las pautas de fabricación definidas. Para ello, se aplicarán técnicas de análisis multivariante sobre la población extraída y métodos para la división de los datos.

Se utilizarán métodos de regresión lineal [9] y de redes neuronales [10] para modelar la descarburación del acero. Se estudiara el tipo de red neuronal y estructura más adecuada para la resolución de este problema.

Para la realización de esta tesis se cuenta con la colaboración de una fábrica de ACERINOX, S.A., situada en el Campo de Gibraltar (Algeciras), uno de los primeros fabricantes del mundo de acero inoxidable cuyo Departamento de Acería está muy interesado en la mejora y estandarización de sus procedimientos de producción.

1.4. Estructura de la memoria

El trabajo desarrollado durante esta investigación se ha sintetizado y dividido en los siguientes capítulos:

- En el capítulo 2 se describe la fabricación de acero inoxidable. Se explica qué es este material y cómo se produce. Se dedica gran parte de éste a los procesos de refinado, ámbito de estudio de esta investigación.

- El capítulo 3 se centra en el desarrollo e implementación del modelo estequiométrico para el cálculo de adiciones de ajuste.

- Los capítulos 4 y 5 incluyen los materiales y métodos utilizados para construir el modelo de descarburación del acero inoxidable. En el primero de ellos se describen las variables seleccionadas, la población de datos adquirida y el análisis realizado sobre ésta. El capítulo 4 está dedicado a la implementación del modelo de descarburación mediante regresión lineal, mientras que en el capítulo 5 se presenta una implementación alternativa, mediante redes neuronales.

- En el capítulo 6 se describe cómo se ha desarrollado e implementado el modelo híbrido, que integra el modelo de descarburación y el modelo estequiométrico.

- El capítulo 7 muestra el resultado de aplicar el modelo híbrido al entorno de fabricación de acero inoxidable. Además, este capítulo contiene un estudio de su comportamiento en un periodo de varios meses.

- El capítulo 8 recopila los resultados, conclusiones y futuras líneas de investigación, extraídos de este estudio.

CAPÍTULO 2

La fabricación de acero inoxidable: el proceso AOD

2.1. Introducción

Los aceros inoxidables son un producto típico del siglo XX y se comenzaron a producir industrialmente unos años antes de la Primera Guerra Mundial. La fecha de su nacimiento se sitúa entre los años 1912 y 1914 [14].

Harry Brearley fundó en 1908 los laboratorios Brown Firth con el fin de investigar temas relacionados con el acero, bajo financiación de las compañías líderes del sector en Sheffield (Inglaterra). El 13 de agosto de 1913 realizó la primera colada industrial de acero inoxidable de tipo martensítico, que contenía un 13% de cromo y un 0.35% de carbono. Brearley, descubrió que el nuevo acero era muy resistente a los ataques químicos y a los ácidos de comida como el vinagre y el limón. El producto de esta primera colada se empleó para la fabricación de hojas de cuchillo.

Durante este mismo año, en la empresa alemana Krupp se estaban estudiando los efectos de la adición de níquel a la fundición. A base de pruebas, obtuvieron un acero más resistente a los ácidos que el descubierto por Brearley. Uno de sus empleados, el metalurgista Pase, solicitó en 1912 dos patentes (posteriormente concedidas en 1918) en las que se habla de aceros inoxidables austeníticos con un 18 % de cromo y 8% de níquel.

El 1914, en E.E.U.U., el investigador Dantsizen de la General Electric comenzó a producir acero inoxidable ferrítico.

Fue en la Exposición de Malmö (Suecia) donde se hizo la presentación en público de estos trabajos. Los metalúrgicos Maurer y Strauss de la Krupp expusieron los primeros aceros inoxidables producidos a escala industrial, basados en los estudios de Pasel.

Las primeras aplicaciones, además de la cuchillería ya citada, aparecieron en el sector de la combustión interna, en las que se empleaban para la construcción de válvulas en la primera guerra mundial. Su difusión a todos los sectores de aplicación se inició en torno a 1920, y actualmente aún se sigue trabajando en su desarrollo.

La mayoría de las aleaciones que se utilizan actualmente se inventaron en Inglaterra, Alemania, Estados Unidos y Francia entre los años 1913 y 1935. Una vez aceptadas las aleaciones, la investigación se centró en hallar nuevos métodos de producción más económicos y popularizar el uso del material.

En España cobró cierta importancia la fabricación de productos largos (barras y pletinas) en acero inoxidable a finales de los años 50 e inicios de los 60, destacando las empresas OLARRA S.A. y ROLDAN S.A. En 1970 inicia su actividad la Compañía Española para la fabricación de Aceros Inoxidables ACERINOX S.A., dedicada a la fabricación de productos planos (chapas y flejes). Esta empresa ha mantenido desde su fundación un ambicioso plan de inversiones hasta lograr ocupar actualmente uno de los primeros puestos mundiales en el sector [14].

La fabricación del acero inoxidable ha experimentado un gran crecimiento, pasando de ser un producto con aplicaciones muy restringidas por su alto coste, a la situación actual en la que se ha estandarizado la tecnología de fabricación, mejorado su eficiencia, disminuido sus costes y ampliado sus aplicaciones. Se ha pasado así de 1 millón de Tm fundidas en 1950 a los 22 millones en 2004 [1].

2.2. Definición y clasificación de los aceros inoxidables

El acero inoxidable es el nombre genérico para un grupo de aceros usados básicamente por su resistencia a la corrosión. El elemento clave que todos ellos comparten, aparte del bajo contenido en carbono, es el cromo. La norma Europea 10020 considera como acero inoxidable "cualquier tipo de acero aleado cuyo peso contenga un mínimo de 10,5% de Cr, pero no más de 1,2% de C, con cualquier otro elemento de aleación o sin él" [15].

El elemento preponderante en el acero inoxidable es el hierro, no obstante se pueden añadir otros elementos como el níquel y el molibdeno para mejorar la resistencia a la corrosión [14]. El contenido de cromo del acero inoxidable permite la formación de una película de óxido de cromo adherente e invisible, que protege de la corrosión a la subyacente aleación de hierro-cromo [16].

La variación en el contenido de diferentes elementos (Ni, Mo, Cr, etc.) determinan los diferentes tipos de aceros inoxidables. De esta forma se dividen en 3 grandes familias:

• ***Aceros inoxidables austeníticos***:

Son aleaciones terciarias de Fe-Cr-Ni conteniendo entre el 16 y 26% de Cr, entre 7 y 20% de Ni y una concentración de C por debajo del 0.3%. Esta familia de acero puede tener un aporte ocasional de otros elementos como el molibdeno, titanio, etc. Son fácilmente soldables y presentan una gran ductilidad (propiedad para deformarse en forma de láminas) [17]. Es el grupo más generalizado y el que reúne las mejores condiciones de resistencia al calor y a la corrosión. Estas aleaciones son empleadas en procesos químicos donde hay presencia de medios muy agresivos (elevadas concentraciones de cloruros y altas temperaturas de operación). Aplicaciones típicas son las plantas de procesado de la pulpa de papel, sistemas de conducción de agua de mar, construcción de elementos estructurales de plataformas, etc. [18].

La fábrica de Algeciras (España) diferencia dos tipos de aceros inoxidables austeníticos: acero austenítico normal, que tiene una composición de molibdeno inferior al 1% y acero austenítico molibdeno cuya concentración de este elemento supera el 1%.

• *Aceros inoxidables ferríticos*:

Son aleaciones hierro-cromo que contienen entre un 12 y 30% de Cr y una concentración de C generalmente menor que el 0.12%. Son relativamente bajos en coste, ya que no contienen Ni. Estos aceros no presentan prestaciones tan buenas como los austeníticos, en cuanto a ductilidad, resistencia y soldabilidad. Principalmente, se utilizan como materiales generales de construcción que requieren especial resistencia al calor y a la corrosión [19].

• *Aceros inoxidables martensíticos*:

Son, en general, aleaciones de cromo, hierro y carbono, en unas proporciones del 11 al 18% en Cr y del 0,1 al 1,2% de C. Su propiedad característica es su templabilidad y es la única de todas estas familias que la posee. La templabilidad es la propiedad que permite endurecer los materiales mediante tratamientos térmicos y posterior enfriamiento de forma brusca. Por eso, estos aceros están especialmente indicados en aplicaciones que requieren una elevada dureza o resistencia. Por el contrario, son los menos resistentes a la corrosión. Tienen una ductilidad mediana al frío, aunque son fácilmente deformables [17]. Este tipo de acero se emplea en la fabricación de pernos, ejes de bombas, válvulas, alambres de turbinas a gas y vapor, mientras que los aceros de alto contenido de carbono (>0,2%) se emplean como acero para cuchillería [18].

2.3. Producción del acero inoxidable

La moderna fabricación de los aceros inoxidables se divide fundamentalmente en tres partes (figura 2.1) claramente diferenciados:

1. Acería.
2. Laminación en Caliente.
3. Laminación en Frío.

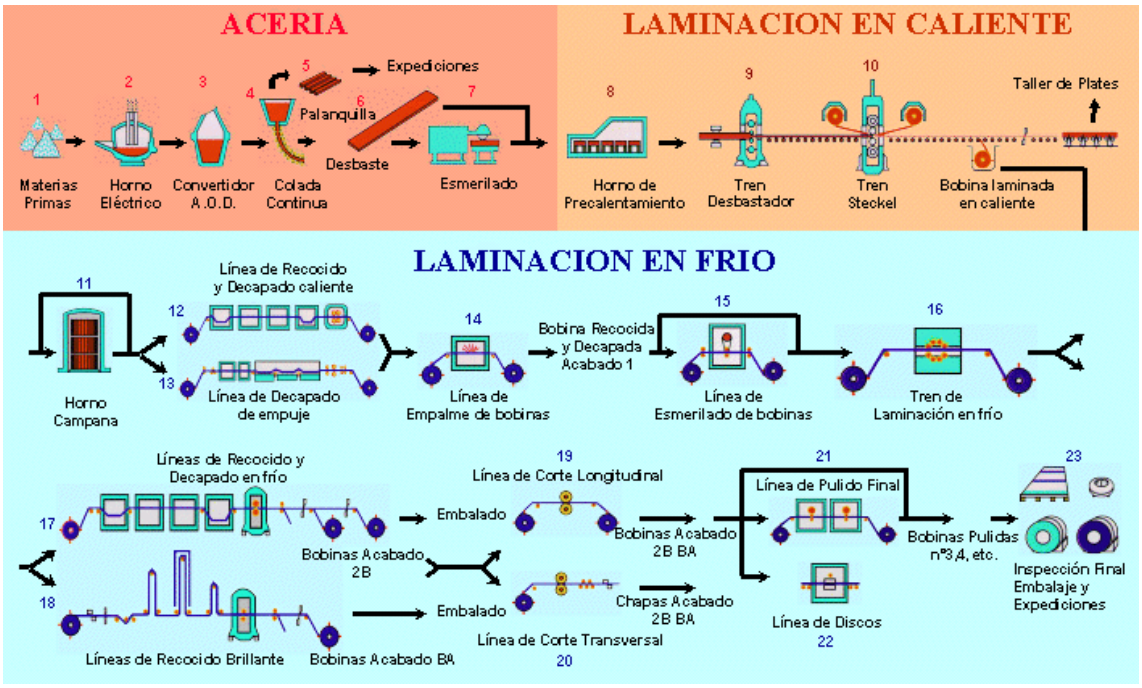


Figura 2.1. Esquema de producción del acero inoxidable [20]

En Acería se realizan los procesos de fusión, refinamiento y colado de los distintos tipos de acero. En Laminación en Caliente se realiza la transformación en bobinas (planchas de acero) de los desbastes producidos en Acería, mediante procesos de calentamiento y laminación a altas temperaturas. Finalmente en la Laminación en Frío se consigue acero de dimensiones finales deseadas, mediante procesos de laminación a temperatura ambiente.

La presente investigación se centra en la primera parte de la producción del acero inoxidable (Acería). A continuación se presentan los procesos más destacados que tienen lugar en ella.

2.3.1. Materias primas

Figura 2.2. Diferentes vistas de parques de materias primas

Las materias primas (figura 2.2) que se utilizan en la fabricación de todos los aceros inoxidables son las ferroaleaciones, aleaciones binarias o terciarias formadas por hierro y otros elementos, que se emplean para ajustar la composición del acero (ferrocromo, ferroníquel, ferromolibdeno, ferrosilicromo, etc.). También se utilizan chatarras de acero común, chatarras de acero inoxidable y metales (níquel) [21]. En algunos aceros especiales se efectúan también adiciones de molibdeno, titanio, niobio, etc., con el fin de conferir a los mismos determinadas propiedades. La selección y clasificación de estas materias primas es fundamental y se debe tener cuidado en no introducir elementos contaminantes, tales como el azufre, arsénico, plomo, cobre, mercurio, etc., que ocasionarían grandes problemas especialmente durante la Laminación en Caliente [22].

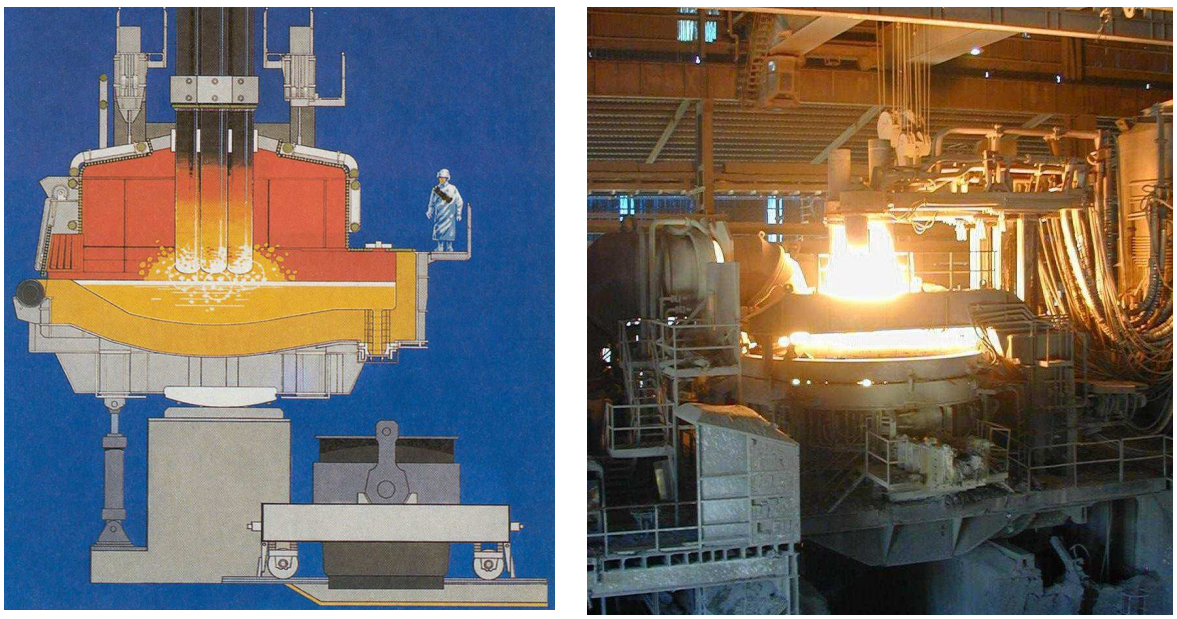


Figura 2.3. Horno de arco eléctrico para la fundición de materias primas

2.3.2. Horno de arco eléctrico

En los últimos 20 años el uso del horno de arco eléctrico (HAE) (figura 2.3) para la producción de acero inoxidable ha aumentado considerablemente. Las razones principales son los bajos costes de producción y las mejoras tecnológicas que ofrecen [23].

Una vez introducidas en el HAE las materias primas necesarias para obtener una determinada composición del acero se cierra la bóveda (parte superior del horno) y se comienza el proceso de fusión. A continuación descienden los electrodos y se genera un arco eléctrico entre cada electrodo y la chatarra (figura 2.4), lo que producirá una fundición progresiva de la carga. Debido a que no se emplea combustible alguno, no se introduce ningún tipo de impurezas. El resultado es un acero más limpio [24]. Aún dentro del horno y cuando la carga se ha fundido completamente, se agregan cantidades específicas de materiales.

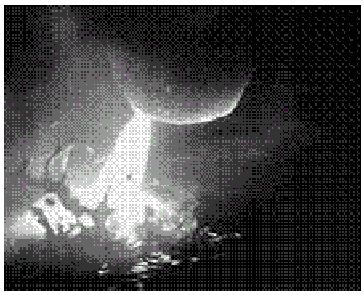


Figura 2.4. Arco eléctrico

En algunos hornos se introduce oxígeno de forma directa dentro de acero fundido por medio de un tubo o lanza. El oxígeno quema el exceso de carbono y algunas de las impurezas, mientras otras se desprenden como escoria por la acción de varios fundentes [25].

Al final de este proceso se obtiene un acero fundido a una temperatura aproximada de 1600ºC. Este acero se vuelca sobre un recipiente de gran capacidad, denominado cuchara (figura 2.7), para refinarlo en el convertidor AOD.

2.3.3. El convertidor AOD

En el convertidor AOD se realizan los procesos de descarburación (reducción del carbono) y afinamiento de los distintos elementos del acero. Este convertidor es una cuba de grandes dimensiones recubierta de ladrillos, denominados refractarios, que son capaces de soportar altas temperaturas. En la figura 2.5 se muestra un esquema de éste, donde se aprecian las toberas inferiores a través de las cuales se inyectan gases, y un hueco en la parte superior por donde se puede tanto introducir materiales como soplar gases a través de una lanza.

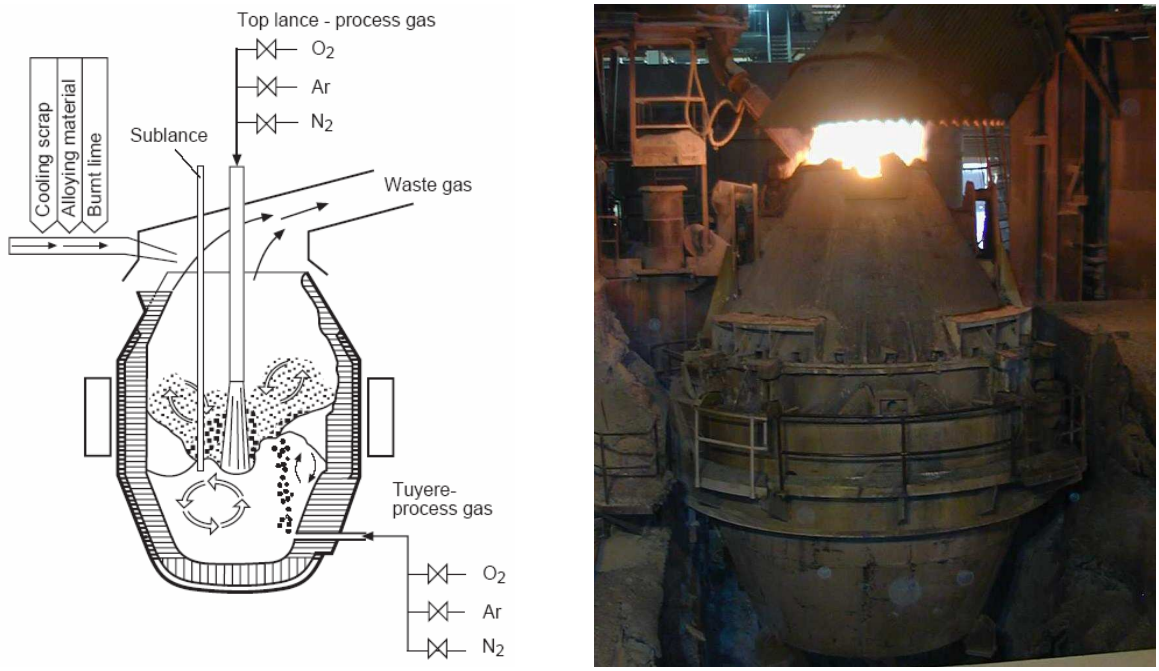


Figura 2.5. Convertidor AOD para refinar el acero inoxidable [23]

Al final del proceso se obtiene un acero inoxidable con la composición química deseada y un contenido de carbono próximo a cero. El acero en estado líquido, denominado colada, se vuelca sobre una cuchara (figura 2.6) para trasladarlo a la máquina de colada continua.

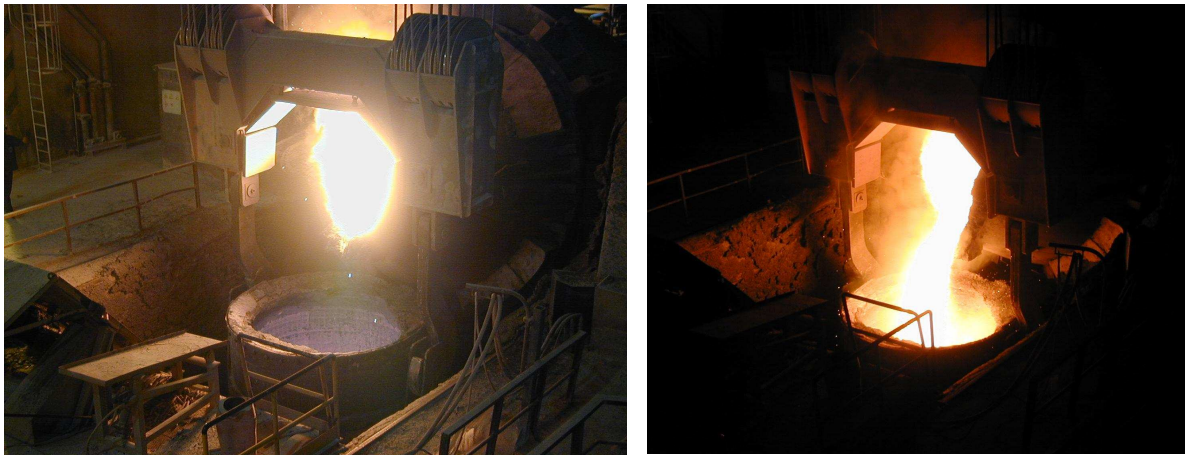


Figura 2.6. Volcado de una colada refinada en el AOD sobre una cuchara

2.3.4. Cucharas

Las cucharas (figura 2.7) son recipientes de gran capacidad (100 a 150 Tm) que se utilizan para trasladar el acero en estado líquido (colada) entre los distintos procesos de Acería. El interior de estos inmensos recipientes está recubierto por ladrillos refractarios para soportar el calor que desprende el acero.

Figura 2.7. Cucharas para trasladar coladas entre los distintos procesos de Acería.

2.3.5. Máquina de colada continua

La cuchara procedente del AOD se sitúa en una torreta giratoria que la coloca en posición de colado (figura 2.8). La máquina de colada continua dispone de una artesa (Tundish), depósito intermedio donde vierte el metal líquido. Este recipiente cuela gradualmente el acero líquido que desemboca en una lingotera de cobre muy refrigerada, con las dimensiones necesarias para obtener las piezas deseadas. A lo largo del proceso se enfría y solidifica el acero. Una vez solidificadas se cortan (figura 2.8) obteniéndose un producto plano de forma rectangular de unos 1000 a 1500 mm de ancho por 120 a 200 mm de espesor por varios metros de longitud que se llama desbaste [22].

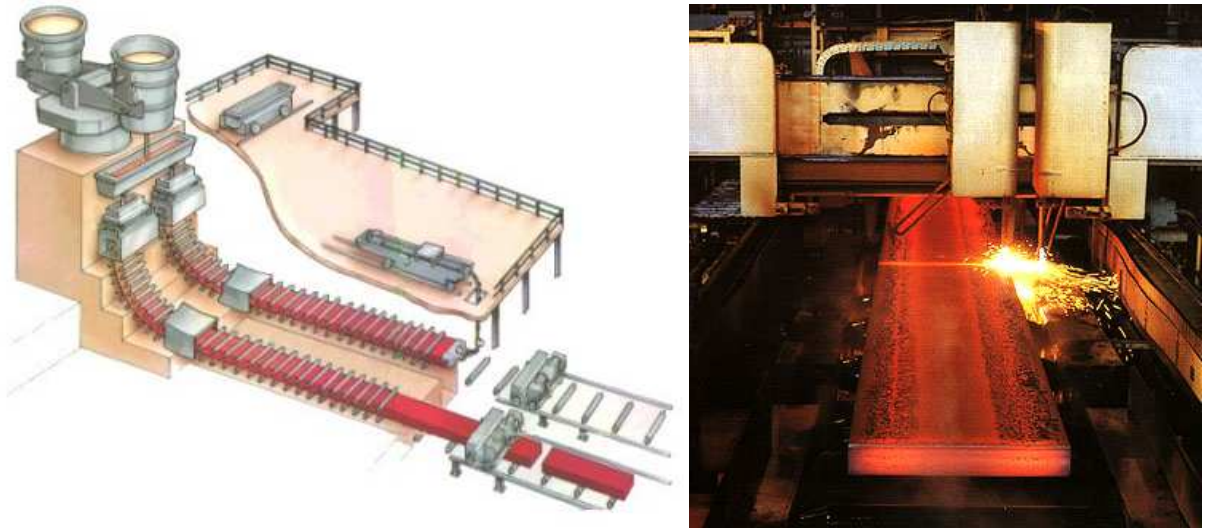


Figura 2.8. Máquina de colada continua.

2.3.6. Líneas de laminado del acero inoxidable.

Una vez producidos los desbastes se realiza la Laminación en Caliente y en Frío para transformarlos en bobinas o chapas de determinadas dimensiones (figura 2.9) [22].

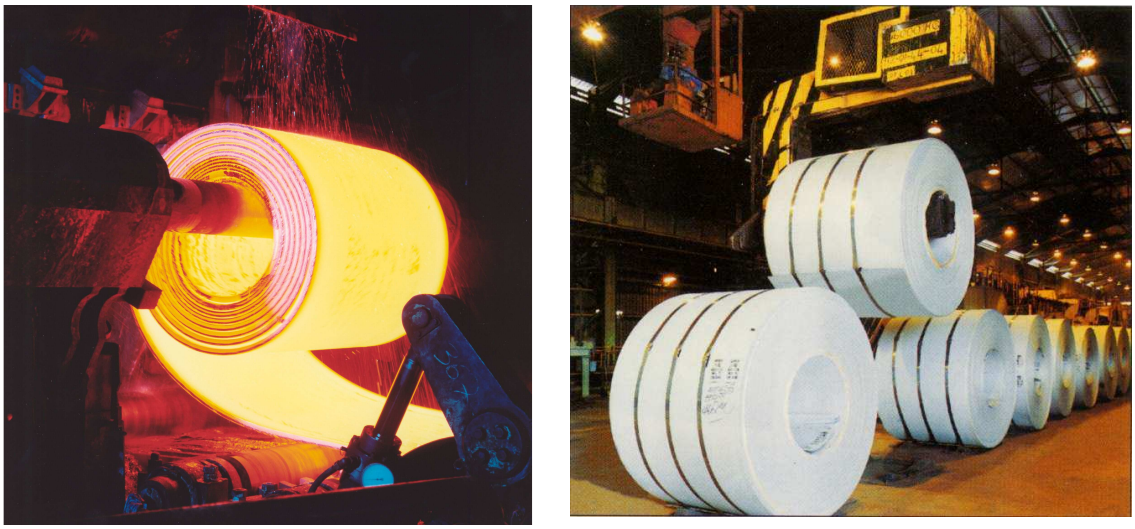


Figura 2.9. Tratamiento del acero para la transformación de los desbastes en bobinas.

2.4. El proceso AOD

El proceso AOD (Argon - Oxygen Decarburazation) es un procedimiento de refinado del acero inoxidable, consistente en la reducción de su contenido en carbono (descarburación) mediante la inyección controlada de oxígeno, nitrógeno y argón. Este proceso se realiza en una cuba de grandes dimensiones, denominada convertidor AOD (figura 2.5).

El proceso AOD consta fundamentalmente de 4 etapas:

1. Etapa de soplado.
2. Etapa de reducción.
3. Etapa de desulfuración.
4. Etapa de ajuste final.

En la **etapa de soplado** se inyectan por las toberas grandes cantidades de oxígeno mezcladas con gas inerte (argón y nitrógeno) reduciendo de manera controlada el carbono del acero líquido o baño hasta una cantidad que, generalmente, ronda entre 0,05% y 0,005% (según el tipo de acero a producir). En esta etapa se adicionan los materiales metálicos necesarios para obtener la composición química deseada del acero inoxidable.

En la **etapa de reducción** se recuperan los metales oxidados durante el soplado y se adicionan cantidades de cal para controlar el estado de la escoria.

En la **etapa de desulfuración** se reduce el contenido de azufre y en la **etapa de ajuste final** se realizan pequeñas adiciones de materiales para terminar de refinar la colada.

Las dos primeras etapas, las más importantes del proceso AOD, son el ámbito de estudio de esta investigación. En los siguientes apartados se va a profundizar en ambas y se van a presentar las bases en las que sustenta este trabajo.

2.4.1. Etapa de soplado

El objetivo principal de la etapa de soplado es la reducción del carbono de la colada mediante la inyección de oxígeno hasta obtener el porcentaje final deseado. Soplar gas inerte (argón o nitrógeno) fomenta la descarburación y reduce la oxidación de Cr [26].

El acero inoxidable tiene un alto porcentaje de Cr y existe un contenido crítico de C a partir del cual el oxígeno inyectado se combina preferentemente con Cr. Por ello, inicialmente se utiliza un ratio de soplado alto (relación entre el caudal de oxígeno soplado frente al caudal de gas inerte) para descarburar rápidamente la colada, pero minimizando la oxidación de metales. Cuando la concentración de C se reduce, es necesario disminuir considerablemente el ratio de soplado. Las pautas de producción utilizadas en la fábrica de Algeciras consisten en 2 ó 3 fases de soplado con unos ratios fijos (véase la figura 2.10). Los puntos donde se cambian el ratio de soplado serán aquellos valores de C recomendados por modelos de reacciones cinéticas y los resultados experimentales [23].

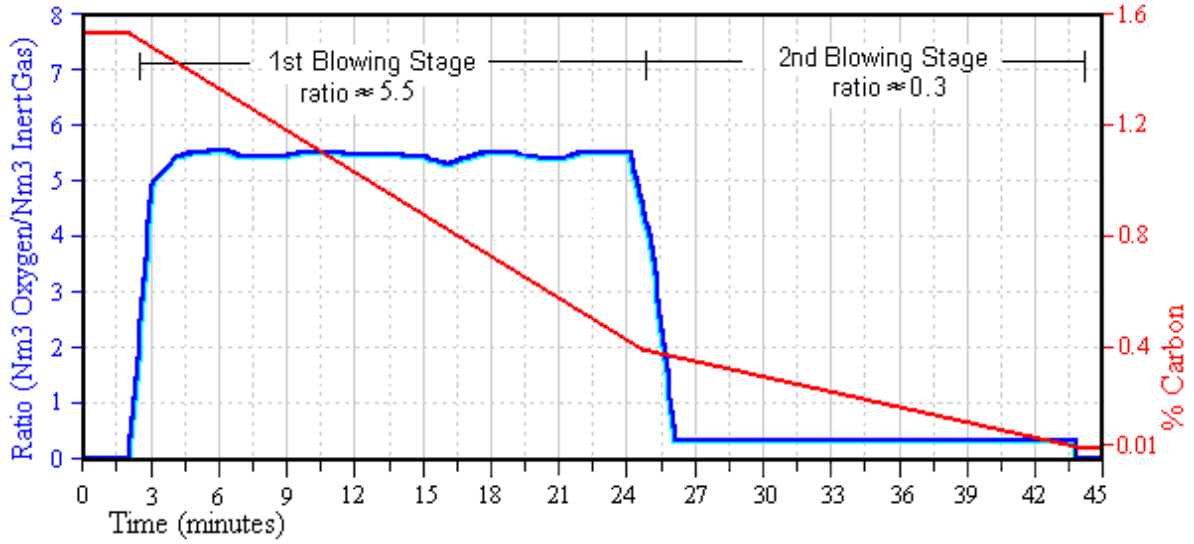


Figura 2.10. Evolución real del %C y el ratio de soplado para una colada.

La concentración inicial de C en la colada suele estar entre el 1 y 2%. En la primera fase se oxida gran cantidad de C hasta llegar a unos valores próximos a 0,25%. En la siguiente se reduce hasta un 0,04% y, si el tipo de acero lo requiere, se realiza otra fase para reducirlo hasta valores del 0,01% o inferiores.

Cada fase está caracterizada por un ratio de soplado constante (véase la figura 2.10). En la primera se utiliza un valor próximo a cinco, es decir se sopla 5 veces más oxígeno que gas inerte. En la segunda, esta relación baja a 0,33 (3 partes de gas inerte por cada parte de oxígeno) y en la tercera, si la hubiera, suele ser aproximadamente 0,25 (4 veces más gas inerte que oxígeno).

A lo largo de este proceso se requerirá adicionar ferro-aleaciones (FeNi, FeCr, etc.) para obtener la composición química final deseada de diferentes tipos de aceros (en función del porcentaje de Si, Cr, Ni, Mn, Mo, Cu, etc.). También se adiciona cal para controlar la viscosidad de la escoria.

Las reacciones de oxidación que tienen lugar durante el proceso son exotérmicas y producen un importante incremento de la temperatura. Dado que estas altas temperatura pueden dañar el refractario interno del convertidor se adiciona chatarra de enfriamiento, haciendo buen uso del excedente de energía térmica.

2.4.1.1. Formulación básica de la etapa de soplado

Durante la etapa de soplado, el oxígeno se combina con los elementos químicos de la colada. Las reacciones de oxidación más importantes que tienen lugar durante el proceso del AOD se muestran a continuación [23]:

$$Si + O_2 \rightarrow SiO_2 + Q \quad [e_{2.1}]$$
$$C + \tfrac{1}{2} O_2 \rightarrow CO + Q \quad [e_{2.2}]$$
$$2\,Cr + \tfrac{3}{2} O_2 \rightarrow Cr_2O_3 + Q \quad [e_{2.3}]$$
$$Cr_2O_3 + 3\,C \rightarrow 2\,Cr + 3\,CO + Q \quad [e_{2.4}]$$
$$Mn + \tfrac{1}{2} O_2 \rightarrow MnO + Q \quad [e_{2.5}]$$
$$Fe + \tfrac{1}{2} O_2 \rightarrow FeO + Q \quad [e_{2.6}]$$

Como se puede apreciar, la mayoría son reacciones exotérmicas: liberan energía o calor, aumentando considerablemente la temperatura del baño.

En muchos casos no se produce una oxidación directa del Mn, Cr, Si o C, sino que se hace de forma indirecta. La fórmula [$e_{2.4}$] es un claro ejemplo de este proceso: el C se oxida reduciendo moléculas de óxido de cromo (Cr_2O_3), previamente oxidadas. Otras reacciones frecuentes son la oxidación indirecta a través del Fe (elemento mayoritario en el acero) [26]:

$$C + FeO \rightarrow CO + Fe \quad [e_{2.7}]$$
$$2\,Cr + 3\,FeO \rightarrow Cr_2O_3 + 3\,Fe \quad [e_{2.8}]$$
$$Si + 2\,FeO \rightarrow SiO_2 + 2\,Fe \quad [e_{2.9}]$$
$$Mn + FeO \rightarrow MnO + Fe \quad [e_{2.10}]$$

2.4.1.1.1. Oxidación del silicio

El Si se combina con el oxígeno mediante la siguiente reacción:

$$\underset{28gr}{Si} + \underset{22,4l}{O_2} \rightarrow \underset{1\ mol}{SiO_2} + Q \qquad [e_{2.1}]$$

El volumen que ocupa un mol de un gas ideal en condiciones normales es 22,4 litros. Se requiere 1 mol de Si por cada uno de O_2 y un mol de Si equivale a 28 gr.

$$1\ mol\ O_2 \xrightarrow{\text{se combina con}} 1\ mol\ Si$$

$$22,4\ litros\ O_2 \xrightarrow{\text{se combina con}} 28\ gr\ Si$$

Según la ecuación estequiométrica se combinan 22,4 litros de oxígeno por cada 28 gr de Si:

$$\frac{(22,4l\ \text{de}\ O_2)}{(28gr\ \text{de}\ Si)} = \frac{(0,8l\ \text{de}\ O_2)}{(1gr\ \text{de}\ Si)}$$

Si pasamos gramos a kilogramos y litros a metros cúbicos:

$$\frac{(0,8\ l\ \text{de}\ O_2)}{(1gr\ \text{de Si})} * \frac{(1000gr)}{(1Kg)} * \frac{(1m^3)}{(1000\ l)} = \frac{(0,8m^3\ \text{de}\ O_2)}{(1Kg\ \text{de Si})}$$

Por tanto, se requieren 0,8 m^3 de O_2 para oxidar 1 Kg de Si. El volumen normalizado de O_2 necesario para oxidar *Kg_Si* kilogramos de Si se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$Vol_O_2_Si = Kg_Si * 0,8 \qquad [e_{2.11}]$$

Donde

Q = Calor generado por la reacción.

Kg_Si = Kilogramos de silicio a oxidar.

$Vol_O_2_Si$ = metros cúbicos de oxígeno necesarios para oxidar Kg_Si.

2.4.1.1.2. Oxidación del carbono

El C se combina con el oxígeno mediante la siguiente reacción:

$$\underset{28gr}{C} + \underset{11,2\,l}{½\,O_2} \rightarrow \underset{1\ mol}{CO} + Q \qquad [e_{2.2}]$$

Se requiere medio mol de O_2 por cada uno de C. Si un mol de C equivale a 12 gr entonces:

$$1/2\ mol\ O_2 \xrightarrow{\text{se combina con}} 1\ mol\ C$$

$$22,4/2\ litros\ O_2 \xrightarrow{\text{se combina con}} 12\ gr\ C$$

Según la ecuación estequiométrica se combinan 12,2 litros de oxígeno por cada 12 gr de C:

$$\frac{(12,2l\ \text{de}\ O_2)}{(12gr\ \text{de}\ C)} = \frac{(0,933l\ \text{de}\ O_2)}{(1gr\ \text{de}\ C)}$$

Si pasamos gramos a kilogramos y litros los metros cúbicos:

$$\frac{(0,933\,l\ \text{de}\ O_2)}{(1gr\ \text{de}\ C)} * \frac{(1000gr)}{(1Kg)} * \frac{(1m^3)}{(1000\,l)} = \frac{(0,933m^3\ \text{de}\ O_2)}{(1Kg\ \text{de}\ C)}$$

El volumen normalizado de O_2 necesario para oxidar *Kg_C* kilogramos de C se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$Vol_O_2_C = Kg_C * 0,933 \qquad [e_{2.12}]$$

Donde

Q = Calor generado por la reacción.

Kg_C = Kilogramos de C a oxidar.

$Vol_O_2_C$ = metros cúbicos de oxígeno necesarios para oxidar Kg_C.

2.4.1.1.3. Eficiencia de descarburación

El propósito de la inyección del oxígeno en el acero líquido es disminuir la concentración de carbono mediante su oxidación (ecuación [$e_{2.2}$]). No obstante, la oxidación también se extiende al resto de elementos presentes en el baño como Fe, Si, Cr, etc. según sus concentraciones y afinidad química ([$e_{2.1}$], [$e_{2.3}$], [$e_{2.4}$], [$e_{2.5}$], [$e_{2.6}$]).

Debería definirse la eficiencia de descarburación como el porcentaje de agente oxidante (O_2) que se combina con C frente al que lo hace con el resto de los elementos oxidables. No obstante, y dado que el Si es uno de los elementos con mayor afinidad por el oxígeno, podemos estar seguros de que se habrá oxidado casi completamente, e inevitablemente, mucho antes del final de la primera etapa de soplado [27]. Por ello, desde el punto de vista práctico, definimos la eficiencia de descarburación (E_f) como el porcentaje del volumen de oxígeno soplado o adicionado que, tras eliminar completamente el Si de la colada, se combina con C. Podemos expresarlo mediante la siguiente ecuación.

$$E_f = \frac{Vol_O_{2}_C}{O_{2_soplado} + O_{2_adicionado} - Vol_O_{2}_Si} \qquad [e_{2.13}]$$

Donde:

Vol_O_2_C = Volumen de O_2 combinado con C.
Vol_O_2_Si = Volumen de O_2 combinado con Si.
O_2_soplado = Volumen de O_2 soplado.
O_2_adicionado = Volumen de O_2 que aportan las adiciones.

Además del O_2 inyectado por las toberas (O_2_soplado), hay que tener en cuenta el aportado por adiciones específicas de ciertos óxidos como el de molibdeno. Ya que en la ecuación [$e_{2.13}$] hemos utilizado el volumen, hay que transformar a mol equivalente el oxígeno adicionado de esta forma (O_2_adicionado).

Al comienzo del proceso del AOD se desconoce la cantidad de oxígeno que hay que inyectar a la colada para obtener la concentración de C deseada. Sin embargo, si se pudiera estimar el valor de la E_f, se podría calcular el volumen de oxígeno que es necesario soplar. Despejando el volumen de oxígeno soplado de la fórmula [$e_{2.13}$], se obtiene:

$$O_{2_soplado} = \frac{Vol_O_2_C}{Ef} + Vol_O_2_Si - O_{2_adicionado}$$

Se dedicarán los temas 4 y 5 a desarrollar un método de estimación de la eficiencia de descarburación en una fase de soplado, que denominaremos modelo de descarburación.

2.4.2. Etapa de reducción

La etapa de reducción tiene como objetivo recuperar los metales oxidados durante el soplado. Este procedimiento se realiza mediante adiciones de materiales ricos en Si (ferrosilicio); el Si se combina con el O_2 formando sílice (SiO_2), liberando a los metales oxidados que volverán a formar parte del acero. Soplar gas inerte creará un efecto de agitado que favorecerá la recuperación de metales y la homogeneidad de la composición química de la colada.

Por otro lado, la sílice que se forma durante las etapas dificulta el proceso de descarburación y produce un efecto erosivo sobre el refractario. Para contrarrestar estos efectos se adicionan cantidades de cal durante el proceso del AOD.

2.4.2.1. Formulación básica de la etapa de reducción

2.4.2.1.1. Estimación del Silicio a adicionar

Al inicio del refinamiento del acero inoxidable, es necesario estimar la cantidad de silicio que hay que adicionar en la etapa de reducción. El Si total a adicionar en es el empleado para recuperar los metales oxidados (silicio de reducción) más el necesario para obtener la concentración final deseada de silicio (silicio de composición):

$$Si_total = Si_red + (P_{fin} * Si_{fin}) \qquad [e_{2.14}]$$

Donde

$Si_{_red}$ = Silicio de reducción.

P_{fin} = Peso metálico al final de la etapa de soplado.

Si_{fin} = %Si deseado al final de la etapa de soplado.

Para conocer el silicio de reducción es necesario estimar la cantidad de oxígeno que se ha combinado con metales (O_2r). Dado que en los humos no existe O_2 libre, supondremos que

la totalidad del O_2 inyectado o adicionado en la etapa de soplado reaccionará con la colada combinándose con C, Si o elementos metálicos.

$$O_2r = (O_{2soplado} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * O_{2j})) - Vol_O_2_Si - Vol_O_2_C \qquad [e_{2.15}]$$

Donde

$O_{2_soplado}$ = Oxígeno inyectado a la colada en la etapa de soplado.

m_j = Peso del j-ésimo material adicionado.

O_{2j} = %O_2 del j-ésimo material adicionado.

Vol_O_2_Si = m^3 de oxígeno combinado con silicio.

Vol_O_2_C = m^3 de oxígeno combinado con carbono.

Sólo falta conocer los parámetros Vol_O_2_Si y Vol_O_2_C. Estos valores se obtendrán mediante las fórmulas [$e_{2.11}$] y [$e_{2.12}$] y basándonos en los supuestos de que el Si se oxida completamente en la etapa de soplado y el C se oxida hasta su composición química final.

$$Vol_O_2_Si = [Mo * Si_{ini} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * Si_j)] * \frac{22,4}{28} \qquad [e_{2.16}]$$

$$Vol_O_2_C = [M_o * C_{ini} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * C_j) - (M_o + \sum_{j=1}^{N} m_j) * C_{fin}] * \frac{11,2}{12} \qquad [e_{2.17}]$$

Donde

M_o = peso metálico de la colada al inicio de la etapa de soplado.

C_{ini} = %C en la colada al inicio de la etapa de soplado.

Si_{ini} = %Si en la colada al inicio de la etapa de soplado.

m_j = peso del j-ésimo material adicionado.

C_j = %C del material j-ésimo adicionado.

Si_j = %Si del material j-ésimo adicionado.

P_{fin} = Peso metálico al final de la etapa de soplado.

C_{fin} = %C al final de la etapa de soplado o al inicio de la etapa de reducción.

La cantidad de silicio de reducción lo formarían los kilogramos de Si necesarios para mezclarse con el oxígeno combinado con metales (O_2r) y se calcula mediante la siguiente fórmula derivada de [$e_{2.11}$] y [$e_{2.15}$]:

$$Si_{_red} = O_2r * \frac{28}{22,4} \qquad [e_{2.18}]$$

2.4.2.1.2. Índice de Basicidad

El índice de basicidad (I.B) mide la relación entre el silicio eliminado (Kg SiO_2) y la cal adicionada (Kg Cal):

$$Basicidad = Kg\ Cal / Kg\ SiO_2 \qquad [e_{2.19}]$$

El índice de basicidad nos indica qué densidad y viscosidad tiene una escoria. Se desea que la basicidad tenga un valor entre 1,6 y 1,8. Si la escoria es demasiado líquida (I.B bajo) se mezclará con la colada, contaminando su composición. Si por el contrario es demasiado espesa (I.B alto) se verá afectado negativamente el proceso de descarburación, obteniéndose eficiencias de descarburación bajas, lo que conlleva a soplar más cantidad de oxígeno para reducir carbono.

2.4.2.1.3. Cálculo de la cal

Para calcular la cantidad de cal, que proporciona la basicidad deseada (entre 1,6 y 1,8), se utiliza la fórmula [$e_{2.19}$]. Despejando la variable *Kg Cal* :

$$Kg\ Cal = Basicidad * (Si_{_soplado} + Si_{_red}) \qquad [e_{2.20}]$$

Donde

$Si_{_soplado}$ = Kilogramos de Silicio oxidado en la etapa de soplado.

$Si_{_red}$ = Kilogramos de Silicio oxidado en la etapa de reducción.

2.4.3. Etapa de desulfuración

Con la etapa de desulfuración se consiguen obtener contenidos de azufre lo suficientemente bajos (menores que 0,015%) como para que su presencia no influya en las propiedades de los aceros inoxidables.

No es necesario implementar un sistema para esta etapa, dado que la cantidad de los materiales que se adicionan se calculan de forma directa.

2.4.4. Etapa de ajuste final

La etapa de ajuste final. En función de los resultados del último análisis de composición química de la colada, se terminan de ajustar aquellos elementos cuya concentración esté fuera de su rango permitido. También se afina la composición de ciertos metales como el Ti ó Al que son muy afines por el O_2 y que no se pueden ajustar en las etapas anteriores. Las adiciones utilizadas tienen muy bajas contenidos en carbono, azufre y demás elementos contaminantes.

Al igual que en la etapa anterior. Los cálculos se realizan de forma directa, por lo que no se necesita un sistema, sino que el propio operador es quién realiza los cálculos.

CAPÍTULO 3

Ajuste químico de la colada mediante adiciones. Método basado en ecuaciones estequiométricas

3.1. Arquitectura del modelo de AOD

La arquitectura del modelo de AOD tiene 2 entradas y una salida (figura 3.1). Las entradas serían las condiciones iniciales (o condiciones de partida) y las condiciones finales deseadas. Las condiciones iniciales se definen mediante el análisis químico de la colada, su peso y su temperatura momentos antes de comenzar el proceso de refinado. Por otro lado, las condiciones finales se especifican mediante el análisis químico del tipo de acero que se desea producir. La salida de este modelo sería la *receta de fabricación*. La *receta de fabricación* se compone del conjunto de adiciones de ajuste, adiciones de reducción y adiciones de enfriamiento que hay que echarle a la colada para refinarla, manteniendo su temperatura dentro de los límites permitidos. Además, la receta contiene los metros cúbicos de oxígeno y gas inerte que hay que inyectar en cada fase de soplado para descarburar la colada, reduciendo su concentración de carbono hasta su valor final deseado (dependiendo del tipo de acero a fabricar).

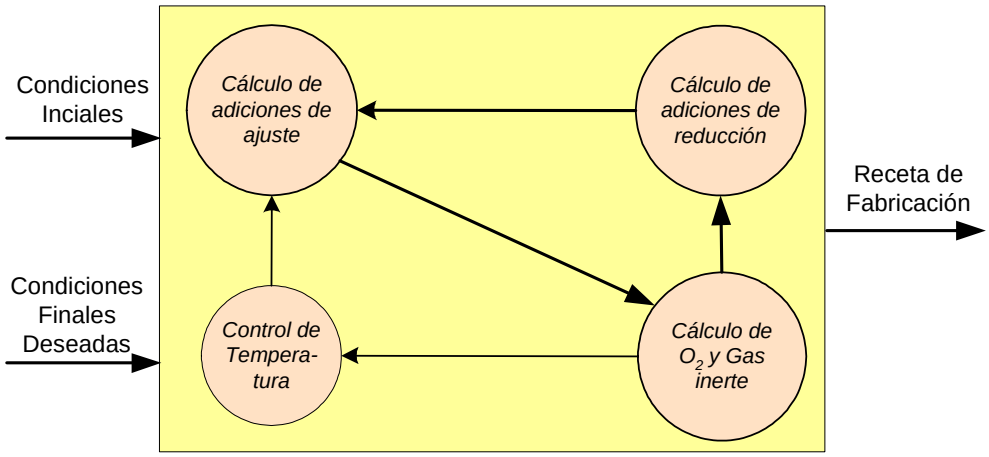


Figura 3.1. Esquema del modelo de AOD

El modelo de AOD consta principalmente de cuatro procesos:

- Cálculo de adiciones de ajuste.
- Cálculo de gases (oxígeno y gas inerte).
- Control de temperatura.
- Cálculo de adiciones de reducción.

El proceso de **cálculo de adiciones** calcula el conjunto de materiales que hay que añadir para ajustar químicamente la colada. Este proceso deberá tener en cuenta qué materiales hay disponibles y, mediante éstos, obtener una combinación que ajuste la colada.

El proceso de **cálculo de gases** o modelo de descarburación estima la cantidad de oxígeno y gas inerte a inyectar en cada etapa de soplado, para reducir la concentración de carbono hasta un valor específico en cada una de ellas, obteniendo su valor final deseado. El número de etapas de soplado y la concentración final deseada de cada una dependen del tipo de acero a producir. Este proceso requiere conocer, previamente, las adiciones de ajuste calculadas y las adiciones de enfriamiento, si las hubiera.

Uno de los requerimientos en la producción de acero inoxidable en el AOD es el control de la temperatura del baño (acero líquido). Temperaturas altas afectan al refractario que recubre las paredes del convertidor, lo que conlleva a un aumento de los costes de producción. El proceso de **control de temperatura** estima la temperatura del acero al final de cada etapa de soplado y, en caso de superar el límite superior en alguna de ellas, calcula la cantidad de chatarra de enfriamiento que hay que adicionar para que la temperatura no supere dicho límite.

Durante la producción del acero, el oxígeno se mezcla tanto con el carbono y el silicio, como con elementos metálicos. La oxidación de estos elementos metálicos, que se concentrarán en la escoria, produce un desajuste en la composición química del acero. Para recuperar estos elementos se adiciona silicio que se combina con oxígeno liberando los elementos metálicos oxidados y reajustando la composición química de la colada. El proceso de **cálculo de adiciones de reducción** obtiene la cantidad de silicio que es necesario adicionar para recuperar, después del soplado, los metales oxidados.

Este capítulo se centra en desarrollar un método que implemente el proceso de cálculo de adiciones.

3.2. Proceso de cálculo de adiciones

El acero inoxidable está compuesto principalmente por Fe, pero, además, contiene otros elementos como el Cr, Ni, Mn, etcétera. Existen cientos de variedades de acero inoxidable dependiendo de la concentración de cada uno de estos elementos.

Acerinox produce más de 300 tipos distintos de acero inoxidable. Cada uno de ellos tiene especificado la concentración deseada de cada elemento y un rango superior e inferior permitido. En la figura 3.2 se muestra la composición química del acero 280. Por ejemplo, para este acero es imprescindible que el carbono tenga una concentración de 0,035%, permitiendo una centésima de error.

ACERO 280

	% C	% Si	% Mn	% P	% S	% Cr	% Ni	% Mo	% Ti	% N2	% Sn	% Cu
Max	0.045	0.65	1.9	0.04	0.007	16.85	11.45	2.2	0.4	0.02	0.025	0.5
Des	0.035	0.5	1.7	0	0.001	16.65	11.15	2.1	0.35	0	0	0
Min	0.025	0.35	1.5	0	0	16.55	11.15	2	0.25	0	0	0

Figura 3.2. Composición química y límites de tolerancia superior e inferior del acero 280.

Cuando una colada se ha volcado en el convertidor AOD, siempre se toma una muestra del acero para analizarla. Por tanto, justo antes de comenzar el proceso de refinamiento del acero se conoce su composición química.

El **proceso de ajuste de la composición química de una colada** (figura 3.3) consiste en, a partir del análisis químico inicial, realizar las adiciones necesarias para que cada elemento esté próximo a su valor deseado y dentro de los rangos máximos y mínimos permitidos.

Durante el proceso de ajuste, se dispone de un conjunto amplio de materiales de composición química conocida. Estos materiales son fundamentalmente ferroaleaciones, mezclas de hierro con otros elementos: Ni, Cr, Mn, etcétera.

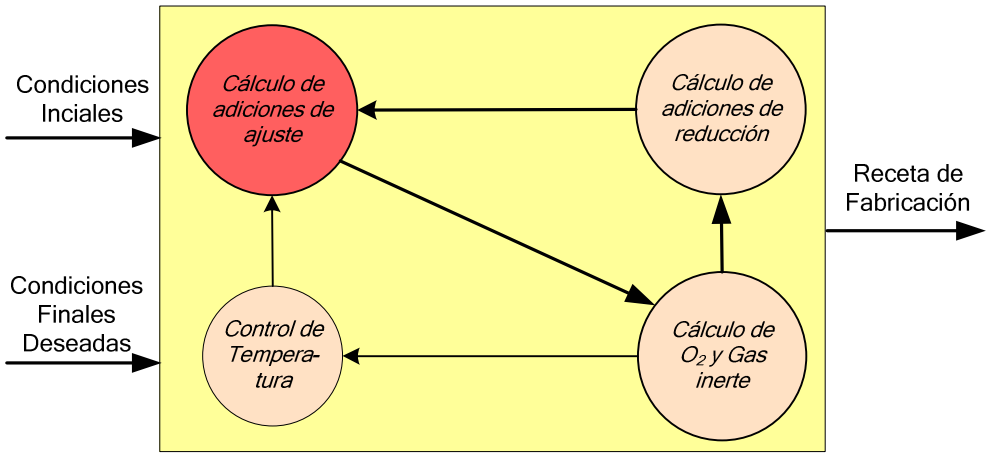


Figura 3.3. Esquema del modelo de AOD. Detalle del proceso de cálculo de adiciones

Cuando se compra una partida de un nuevo material (cientos o miles de toneladas), se obtiene su composición química y se le asigna un código único, denominado contrato. Los contratos están catalogados por un código de material de 3 dígitos, que definen unas características más generales. En la figura 3.4 se muestra la composición química del contrato C7640001, asociado al material 042.

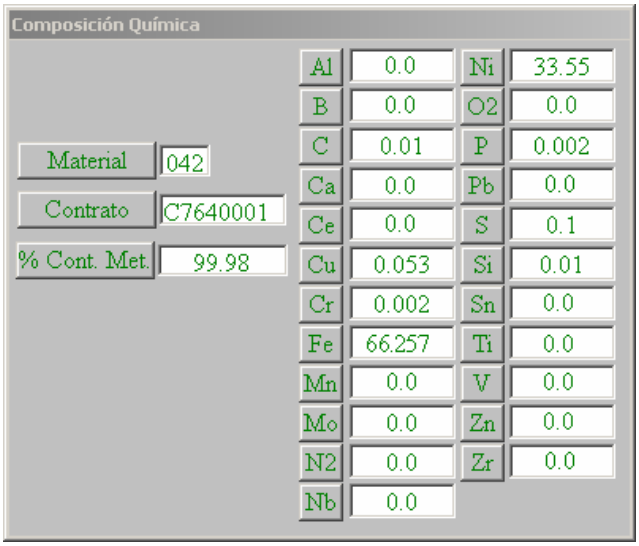


Figura 3.4. Composición química del contrato C7640001 perteneciente al material 042.

Un elemento químico *e* del acero puede estar desajustado teniendo más o menos composición que la deseada. En el primer caso, es necesario reducir la cantidad del elemento mediante un material de dilución (con una concentración baja o nula, en *e*). Se denomina a este tipo de adición ajuste por exceso. En el segundo caso se ajusta con un material de incremento (rico en *e*) y se denomina ajuste por defecto. La fábrica de Algeciras tiene especificado para cada elemento y tipo de acero, el material a utilizar para ajustar por defecto

o exceso. La figura 3.5 muestra el conjunto de adiciones definidas para ajustar por defecto (*Material* +) y por exceso (*Material* -) los elementos más importantes del tipo de acero inoxidable con código 121. Para este tipo de acero se utiliza chatarra (materiales 008 y 003) para el ajuste por exceso de los cinco elementos (véase la última columna de la tabla). Por el contrario, se utilizan ferro-aleaciones para el ajuste por defecto: FeCr (código 027) para el Cr, FeSiMn (código 076) para el Mn, FeNi (código 046) para el Ni, etcétera.

Elem	Familia +	Material +	Familia -	Material -
Cr	02	027	00	008
Cu	14	141	00	008
Mn	07	076	00	008
Ni	05	046	00	003
Ti	08	083	00	008

Figura 3.5. Tabla de materiales de ajuste por exceso y defecto definidos para el acero 121.

En los siguientes apartados se describe en forma matemática el problema de ajuste de una colada, se estudian distintas implementaciones y se presenta el método de cálculo de adiciones por aproximaciones sucesivas.

3.2.1. El problema de ajuste de una colada

Sea una colada con peso M_0, que tiene N elementos a ajustar e_1, e_2, e_3, ... ,e_N, cuya composición química inicial es c_1, c_2, c_3, ... ,c_N y su composición deseada es d_1, d_2, d_3 ... d_N, con rangos de tolerancia r_1, r_2, r_3, ... ,r_N, respectivamente.

Deseamos refinar la colada en un AOD con capacidad máxima de P_{max} kilogramos. Para ello, disponemos de N materiales, uno por cada elemento desajustado, ma_1, ma_2, …, ma_N con peso m_1, m_2, m_3, ... ,m_N a calcular, respectivamente. Estas serán las variables del sistema. La composición química de cada material es conocida: el material i-ésimo está compuesto por los elementos e_{i1}, e_{i2}, e_{i3}, ... ,e_{iN} $\forall i = 1,..,N$.

Necesitamos calcular qué cantidad de cada material (m_1, m_2, m_3, ..., m_N) hay que utilizar para ajustar la colada. Matemáticamente se representa este problema mediante el siguiente sistema de inecuaciones:

$$\left| \left[\begin{array}{c|cccc} c_1 & e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1N} \\ c_2 & e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2N} \\ c_3 & e_{31} & e_{32} & \dots & e_{3N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_N & e_{N1} & e_{N2} & \dots & e_{NN} \end{array}\right] * \begin{bmatrix} M_o \\ m_1 \\ m_2 \\ \dots \\ m_N \end{bmatrix} - (M_o + \sum_{j=1}^{N} m_j) * \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ \dots \\ d_N \end{bmatrix} \right| \leq \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ \dots \\ r_N \end{bmatrix} \qquad [e_{3.1}]$$

Esta ecuación se puede expresar de forma equivalente, pero más simplificada. Si se multiplican las matrices, queda el siguiente conjunto de inecuaciones:

$$\left| c_i * M_o + e_{i1} * m_1 + e_{i2} * m_2 + e_{i3} * m_3 + ... + e_{iN} * m_N - (M_o + \sum_{j=1}^{N} m_j) * d_i \right| \leq r_i \quad \forall\, i = 1,.., N \qquad [e_{3.2}]$$

=! Operamos dejando las variables m_1, m_2, m_3, ..., m_N en la parte izquierda de la inecuación:

$$\left| e_{i1} * m_1 + e_{i2} * m_2 + e_{i3} * m_3 + ... + e_{iN} * m_N - (\sum_{j=1}^{N} m_j) * d_i - (d_i - c_i) * M_o \right| \leq r_i \quad \forall\, i = 1,.., N \qquad [e_{3.3}]$$

=! aplicando la propiedad distributiva de la multiplicación sobre la suma:

$$\left| (e_{i1} - d_i) * m_1 + (e_{i2} - d_i) * m_2 + ... + (e_{iN} - d_i) * m_N - (d_i - c_i) * M_o \right| \leq r_i \quad \forall\, i = 1,.., N \qquad [e_{3.4}]$$

=! representamos el conjunto de inecuaciones en forma matricial:

$$\left| \begin{bmatrix} e_{11} - d_1 & e_{12} - d_1 & \dots & e_{1N} - d_1 \\ e_{21} - d_2 & e_{22} - d_2 & \dots & e_{2N} - d_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{N1} - d_N & e_{N2} - d_N & \dots & e_{NN} - d_N \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \dots \\ m_N \end{bmatrix} - M_o * \begin{bmatrix} d_1 - c_1 \\ d_2 - c_2 \\ \dots \\ d_N - c_N \end{bmatrix} \right| \leq \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \dots \\ r_N \end{bmatrix} \qquad [e_{3.5}]$$

El sistema debe cumplir las siguientes restricciones:

$$m_i \geq 0 \quad \forall\, i = 1,.., N \qquad [e_{3.6}]$$

$$M_o + \sum_{j=1}^{N} mj < P_{max} \qquad [e_{3.7}]$$

La primera restricción [$e_{3.6}$] obliga a que las variables del sistema (m_1, m_2, ..., m_N), que representan la cantidad de cada material que hay que adicionar, sean positivas. Esto es lógico, puesto que físicamente no se puede adicionar materiales con peso negativo. La segunda restricción [$e_{3.7}$] obliga a que la suma de los pesos de las adiciones y el de la colada no supere la capacidad máxima del AOD, P_{max}.

Trabajar con sistemas de inecuaciones es mucho más costoso (en relación a tiempo de ejecución y recursos del sistema) que hacerlo con sistemas de ecuaciones. Puesto que el objetivo principal es obtener la composición final deseada de la colada, se puede simplificar considerablemente el problema eliminando los rangos de tolerancia ($r_i = 0 \; \forall \, i = 1,.., N$). De esta forma, se transformaría el sistema de inecuaciones [$e_{3.5}$] en el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} e_{11}-d_1 & e_{12}-d_1 & ... & e_{1N}-d_1 \\ e_{21}-d_2 & e_{22}-d_2 & ... & e_{2N}-d_2 \\ ... & ... & ... & ... \\ e_{N1}-d_N & e_{N2}-d_N & ... & e_{NN}-d_N \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ ... \\ m_N \end{bmatrix} = M_o * \begin{bmatrix} d_1-c_1 \\ d_2-c_2 \\ ... \\ d_N-c_N \end{bmatrix} \qquad [e_{3.8}]$$

Si el sistema tiene una solución exacta, entonces resolviéndolo se obtiene la solución. En caso contrario, se puede buscar una solución aproximada que cumpla los rangos de tolerancia.

Para una mejor comprensión del problema de ajuste de una colada se presenta un ejemplo en el siguiente apartado.

3.2.1.1. Ejemplo

Sea una colada con peso M_0 = 100.000Kg y composición química Cr = 17,2%, Ni = 7,6 % y Mn = 0,6%. Se desea producir un acero inoxidable de composición Cr = 18,0%, Ni = 8,0% y Mn = 1,2%.

Disponemos de tres materiales de ajuste ma_1, ma_2 y ma_3, cuya composición está especificada en la tabla 3.1. Deseamos calcular la cantidad necesaria de cada elemento para ajustar la colada (m_1, m_2, m_3).

Elementos Químicos	Materiales de ajuste		
	ma_1	ma_2	ma_3
	Composición (%)	Composición (%)	Composición (%)
Cr	57,0	3,0	3,0
Ni	15,0	40,0	4,0
Mn	2,0	5,0	57,0

Tabla 3.1. Composición química de los tres elementos de ajuste ma_1, ma_2 y ma_3.

Sustituyendo los parámetros en la ecuación [$e_{3.8}$]:

$$\begin{bmatrix} 57-18 & 3-18 & 3-18 \\ 15-8 & 40-8 & 4-8 \\ 2-1{,}2 & 5-1{,}2 & 57-1{,}2 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{bmatrix} = 10^7 * \begin{bmatrix} 18-17{,}2 \\ 8-7{,}6 \\ 1{,}2-0{,}6 \end{bmatrix}$$

Operando las sustracciones queda el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} 39 & -15 & -15 \\ 7 & 32 & -4 \\ 0{,}8 & 3{,}8 & 55{,}8 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{bmatrix} = 10^7 * \begin{bmatrix} 0{,}8 \\ 0{,}4 \\ 0{,}6 \end{bmatrix}$$

La solución al sistema es m_1 = 2728Kg, m_2 = 776,2Kg y m_3 = 983,3Kg. Es decir que, para ajustar la colada, es necesario adicionar 2728 kilos del material ma_1, 776Kg del ma_2 y 983Kg del ma_3.

3.2.2. Consideraciones adicionales

Como hemos comentado en el apartado 3.2, un elemento químico se puede corregir mediante dos tipos de adiciones: materiales de dilución (ajuste por exceso) y materiales de incremento (ajuste por defecto).

Si se desean refinar N elementos de una colada, se tendrán que utilizar N tipos de materiales (uno para cada elemento). Como se dispone de dos tipos distintos de materiales por cada elemento, existen 2^N combinaciones de materiales para poder obtener su composición correcta (véase la figura 3.6). Cada una de estas combinaciones corresponde con un sistema de ecuaciones distinto.

No es recomendable buscar soluciones para los 2^N sistemas de ecuaciones posibles, debido a las restricciones de tiempo y espacio. Por tanto, será necesario encontrar una de entre todas las combinaciones posibles mediante la cual se pueda obtener una solución al problema.

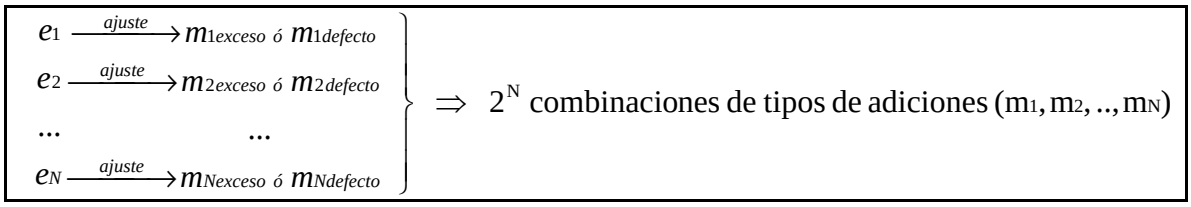


Figura 3.6: Representación gráfica de la existencia de 2^N posibles tipos de adiciones para ajustar una colada

Las ecuaciones $[e_{3.6}]$ y $[e_{3.7}]$ son dos restricciones bastante fuertes que complican el encontrar una solución al sistema $[e_{3.8}]$. Por ello, existen combinaciones de materiales con las que no se puede obtener la composición del acero (no conducen a una solución). Incluso no se puede asegurar que el sistema tenga solución para al menos una combinación de entre las 2^N posibles.

Por todo ello, se divide el problema de ajuste químico de una colada en los siguientes pasos:

1. Seleccionar una combinación de adiciones de entre las 2^N posibles.

2. Encontrar una solución para sistema de ecuaciones $[e_{3.8}]$, cumpliendo las restricciones $[e_{3.6}]$ y $[e_{3.7}]$.

3. Si el sistema no tiene solución cambiar uno o varios tipos de materiales y volver al paso 2.

3.2.3. Posibles implementaciones del proceso de cálculo de adiciones

El proceso de cálculo de adiciones se puede implementar mediante métodos de resolución de ecuaciones [29]. Éstos se dividen fundamentalmente en dos grandes grupos:

1. Los **Métodos exactos** o algoritmos finitos que permiten obtener las raíces de un sistema.

2. Los **Métodos aproximados** que utilizan algoritmos iterativos e infinitos, los cuales permiten obtener las raíces de un sistema con una precisión dada.

Al contrario de lo que pueda parecer, en muchas ocasiones los métodos aproximados permiten obtener un grado de exactitud superior al que se puede obtener empleando los denominados métodos exactos, debido fundamentalmente a los errores de truncamiento que se producen en el proceso.

De entre los métodos exactos destacan el método de Gauss, el método de descomposición LU y el método de Gauss-Jordan [30]. Los métodos aproximados más conocidos son Jacobi y Gauss-Seidel [31]. Éstos datan de finales del siglo XVIII, pero siguen teniendo aplicaciones en problemas con matrices grandes, con un número alto de entradas nulas [32].

El problema de estos métodos de resolución de ecuaciones es que proporcionan soluciones donde alguna variable puede tener un valor negativo (soluciones negativas) y no se asegura que todas ellas sean positivas. Al no cumplir la restricción [$e_{3.6}$], no se pueden utilizar para resolver el problema de ajuste de una colada.

Otra posibilidad, es tratar el proceso de cálculo de adiciones como un problema de programación lineal (PPL) [33]. Los PPL se interesan en el uso eficiente o asignación de recursos limitados para alcanzar los objetivos deseados. Los problemas que se resuelven con esta metodología se caracterizan por el gran número de soluciones que satisfacen las condiciones de cada problema. La selección de la mejor solución, de entre todas las posibles, dependerá de una función objetivo global implícito en el planteamiento del problema [34].

Desde el punto de vista matemático, los PPL tratan con soluciones no negativas (cumple la restricción [$e_{3.6}$]) para sistemas indeterminados de ecuaciones lineales. En este caso se utilizaría el sistema de inecuaciones [$e_{3.5}$] en lugar del sistema de ecuaciones [$e_{3.8}$].

Dado que pueden existir infinitas soluciones para este sistema es necesario plantear una función objetivo *f()*. Esta función podría centrarse en encontrar de entre todas las soluciones, aquella que tenga un menor coste asociado. Sea p_1, p_2, …, p_N el precio por kilogramo de cada material de ajuste ma_1, ma_2, ma_N, respectivamente. La función objetivo podría ser la siguiente:

$$f() = ma_1 * p_1 + ma_2 * p_2 + ma_3 * p_3 + \ldots. + ma_N * p_N$$

Un método de resolución de problemas de programación lineal es el procedimiento simplex ([34-36]), propuesto por Dantzing en 1947, que permite resolver cualquier problema de programación lineal [37].

Como se ha comentado los métodos de resolución de PPL trabajan con soluciones no negativas, de forma que se enmienda la carencia de los procedimientos de resolución de ecuaciones lineales. Sin embargo, son métodos poco flexibles: en caso de que no exista una solución para la combinación de materiales definida no proporcionan información de los tipos de materiales que se deben cambiar para poder encontrar una.

El entorno industrial donde se desea aplicar este modelo requiere soluciones casi en tiempo real. Si no existe una solución es necesario proporcionar una próxima a la deseada. Por tanto, se requiere un método flexible que busque soluciones no negativas con los materiales definidos y vaya cambiando alguno de ellos hasta encontrar una solución exacta o aproximada.

En el siguiente capítulo se presenta el modelo de aproximaciones sucesivas, que utiliza el mismo concepto que Jacobi o Gauss-Seidel, pero evitando el uso de soluciones negativas.

3.3. Método de aproximaciones sucesivas

En este apartado se describe el método de aproximaciones sucesivas, cuya finalidad es ajustar una colada mediante la adición de un conjunto de materiales. Este método busca una solución de forma iterativa, modificando progresivamente el peso de los materiales calculados en cada iteración. Para evitar que el método proporcione soluciones negativas, se estudiarán los resultados parciales obtenidos al final de cada iteración y se cambiará, si procede, el tipo de adición asociado a algunos elementos (del tipo por exceso a por defecto, o viceversa). Si en un máximo de pasos no se encuentra una solución, el método devolverá el último cálculo realizado.

Para una mejor comprensión del método, se comenzará explicando los fundamentos matemáticos en los que se basa. Posteriormente, se explicará el concepto factor de ajuste, que cuantifica en cada iteración la desviación obtenida de cada variable respecto de la solución deseada. Finalmente, se presentará el algoritmo completo y se explicará en profundidad cada una de las partes en las que se compone.

3.3.1. Fundamentos matemáticos

Antes de presentar el método de aproximaciones sucesivas es necesario explicar los fundamentos matemáticos en los que se basa.

El método de aproximaciones sucesivas es un algoritmo iterativo, que proporciona soluciones parciales en cada iteración. Al final de cada una de ellas se verifican las variables y se procesan si es necesario.

Para calcular de forma iterativa la cuantía de las adiciones es necesario tener en cuenta dos efectos colaterales:

1. Las adiciones tienen un efecto diluyente: pueden ajustar un elemento, pero reducen la concentración de restantes. Si una colada tiene ajustado un elemento e_i y deseamos ajustar otro elemento e_{i+1} mediante ma_{i+1}, reduciremos la cantidad de e_i pudiendo salirse de su rango inferior permitido.

2. Los materiales pueden estar compuestos de varios elementos, por lo que pueden incrementar su concentración en el acero. Si una colada tiene ajustado un elemento e_i y deseamos ajustar un elemento e_{i+1} mediante ma_{i+1} (que contiene un porcentaje significativo de e_i) incrementaremos la cantidad de e_i pudiendo salirse de su rango superior permitido.

Estos efectos colaterales se observan matemáticamente en la ecuación [$e_{3.9}$] (que se obtiene de multiplicar las matrices de la ecuación [$e_{3.8}$] y despejar m_i). Como se puede apreciar el cálculo de m_i está afectado por el valor de las restantes variables (m_j , $j \neq i$).

$$m_i = M_o * \frac{(d_i - c_i)}{(e_{ii} - d_i)} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{N} (m_j) * \frac{(d_i - e_{ij})}{(e_{ii} - d_i)} \qquad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{3.9}]$$

Un procedimiento iterativo requiere calcular el peso de los materiales en un determinado orden: primero m_1, después m_2 y así sucesivamente hasta m_N. Cuando calculamos m_i conocemos la cuantía de las adiciones previamente calculadas m_1, … m_{i-1}, pero desconocemos las que quedan por hacerlo m_{i+1}, … m_N (Véase el siguiente esquema).

$$\begin{aligned}
m_1 &= M_o * \frac{(d_1 - c_1)}{(e_{11} - d_1)} \\
m_2 &= M_o * \frac{(d_2 - c_2)}{(e_{22} - d_2)} + m_1 * \frac{(d_2 - e_{21})}{(e_{22} - d_2)} \\
m_3 &= M_o * \frac{(d_3 - c_3)}{(e_{33} - d_3)} + m_1 * \frac{(d_3 - e_{31})}{(e_{33} - d_3)} + m_2 * \frac{(d_3 - e_{32})}{(e_{33} - d_3)} \\
&\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\
m_N &= M_o * \frac{(d_N - c_N)}{(e_{NN} - d_N)} + m_1 * \frac{(d_N - e_{N1})}{(e_{NN} - d_N)} + m_2 * \frac{(d_N - e_{N2})}{(e_{NN} - d_N)} + \ldots + m_{(N-1)} * \frac{(d_N - e_{N(N-1)})}{(e_{NN} - d_N)}
\end{aligned}$$

Habrá que considerar las variables que se conocen y olvidarse de los que aún no se han calculado. Por consiguiente, la ecuación [$e_{3.9}$] quedará de la siguiente forma:

$$m_i = M_o * \frac{(d_i - c_i)}{(e_{ii} - d_i)} + \sum_{j=1}^{i-1} (m_j) * \frac{(d_i - e_{ij})}{(e_{ii} - d_i)} \qquad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{3.10}]$$

Desde el punto de vista de la programación, y dado que es un método iterativo, es más interesante representar la ecuación [$e_{3.10}$] de manera alternativa. En lugar de escribir la fórmula en función del peso y la composición química inicial de la colada, es preferible hacerlo en función de la composición y del peso actualizado (considerando las adiciones previamente calculadas como adicionadas). A continuación vamos a escribir la fórmula alternativa [$e_{3.13}$], demostrando su equivalencia con [$e_{3.10}$].

Supongamos que se ha calculado el peso del material i -1 (m_{i-1}) y se ha actualizado la composición química y el peso de la colada mediante las siguientes ecuaciones.

$$c'_i = \frac{(M_o * c_i + \sum_{j=1}^{i-1} m_j * e_{ij})}{(M_o + \sum_{j=1}^{i-1} m_j)} \quad \forall i = 1,..,N \qquad [e_{3.11}]$$

$$M = M_o + \sum_{j=1}^{i-1} m_j \qquad [e_{3.12}]$$

=! Partimos de la ecuación [$e_{3.10}$]. Se saca el factor común:

$$m_i = \frac{1}{(e_{ii} - d_i)} * \left[M_o * (d_i - c_i) + \sum_{j=1}^{i-1} (m_j * (d_i - e_{ij})) \right] \quad \forall i = 1,..,N$$

=! Se despeja c_i de la ecuación [$e_{3.11}$] y se sustituye el resultado obtenido:

$$m_i = \frac{1}{(e_{ii} - d_i)} * \left[M_o * (d_i - [\frac{(M_o + \sum_{j=1}^{i-1} m_j) * c'_i - \sum_{j=1}^{i-1} (m_j * e_{ij})}{M_o}]) + \sum_{j=1}^{i-1} (m_j * (d_i - e_{ij})) \right] \quad \forall i = 1,..,N$$

=! Aplicamos la propiedad distributiva de la multiplicación respecto de la suma y simplificamos los operadores.

$$m_i = \frac{1}{(e_{ii} - d_i)} * \left[M_o * d_i - (M_o + \sum_{j=1}^{i-1} m_j) * c'_i + \sum_{j=1}^{i-1} m_j * d_i \right] \quad \forall i = 1,..,N$$

=! Simplificamos los operadores.

$$m_i = (M_o + \sum_{j=1}^{i-1} m_j) * \frac{(d_i - c'_i)}{(e_{ii} - d_i)} \quad \forall i = 1,.., N$$

=! Utilizamos M según la ecuación [$e_{3.12}$]:

$$m_i = M * \frac{(d_i - c'_i)}{(e_{ii} - d_i)} \quad \forall i = 1,.., N \qquad [e_{3.13}]$$

Con lo que se demuestra matemáticamente que las ecuaciones [$e_{3.10}$] y [$e_{3.13}$] son equivalentes. El modelo utilizará la segunda en lugar de la primera.

Se ha encontrado una ecuación que calcula la variable i-ésima a partir de las i-1 conocidas. Queda por determinar cuanto debe modificarse este valor para compensar los efectos colaterales de los N-i-1 materiales calculados posteriormente.

3.3.2. El factor de ajuste

Una vez calculado sucesivamente el peso de todos los materiales en una iteración es necesario cuantificar el desajuste producido por las adiciones posteriores para poder compensarlas: para cada elemento e_i, que ha sido ajustado mediante m_i, hay que conocer que desajuste han provocado las adiciones calculadas con posterioridad a ella (m_{i+1}, …, m_N).

Sea c''$_i$ y M la concentración del elemento e_i y el peso de la colada resultante de adicionar todos los materiales calculados en una iteración, con peso m_1, …, m_N. Véase las siguientes fórmulas:

$$c''_i = \frac{(M_o * c_i + \sum_{j=1}^{N} m_j * e_{ij})}{(M_o + \sum_{j=1}^{N} m_j)} \quad \forall i = 1,.., N \qquad [e_{3.14}]$$

$$M = M_o + \sum_{i=1}^{N} m_i \qquad [e_{3.15}]$$

El factor de un material de ajuste (ma_i) representa cuanto debe modificarse su peso (m_i) para compensar el efecto de los materiales calculados posteriormente.

$$factor_i = \frac{(m_i + M * \frac{(d_i - c''_i)}{(e_{ii} - d_i)})}{m_i} \quad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{3.16}]$$

Cuando se calculan sucesivamente el peso todos los materiales se ejecuta una iteración. Serán necesarias varias para obtener la solución del problema. En cada iteración (p) hay que calcular de nuevo todos los factores, teniendo en cuenta los calculados en las iteraciones anteriores. Por tanto, los factores son acumulativos entre iteraciones, por lo que las fórmulas [$e_{3.13}$] y [$e_{3.16}$] quedarán de la siguiente forma:

$$m_{i\,(p)} = M * \frac{(d_i - c'_i)}{(e_{ii} - d_i)} * factor_{i\,(p-1)} \quad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{3.17}]$$

$$\begin{cases} Si\ p = 1 \quad factor_{i\,(1)} = 1 \\ Si\ p > 1 \quad factor_{i\,(p+1)} = \frac{(m_{i\,(p)} + M * \frac{(d_i - c''_i)}{(e_{ii} - d_i)})}{m_i} * factor_{i\,(p)} \end{cases} \quad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{3.18}]$$

Es interesante conocer por qué un factor se vuelve negativo y, en caso de que ocurra esto, cómo se puede evitar.

Sea el factor i-ésimo que está asociado al material ma_i con peso m_i (que ajusta el elemento e_i). Supongamos que en la iteración p-1 el factor es positivo ($factor_{i\,(p-1)}>0$) y en la siguiente iteración este factor se vuelve negativo ($factor_{i\,(p)}<0$). Si el factor es negativo, entonces según su fórmula de cálculo ([$e_{3.18}$]) es debido a una de las 2 siguientes causas:

1. **($m_i < 0$), siendo positivo el numerador**. Para que m_i sea negativo, entonces según su fórmula de cálculo ([$e_{3.17}$]) tendría que ocurrir una de las siguientes condiciones:

- **(M < 0)**. M representa el peso de una colada, por lo que nunca puede ser negativo.
- **(factor$_{i\ (p-1)}$ < 0)**. Hemos supuesto que el factor es positivo en la iteración anterior, por lo que tampoco podría ocurrir.
- **(** $\frac{(d_i - c'_i)}{(e_{ii} - d_i)}$ **< 0)**. Se evita que este operando sea negativo eligiendo el tipo de material de ajuste más adecuado en el momento del cálculo de m_i: si la concentración de e_i corregida (c'_i) es mayor que la deseada ($d_i - c'_i < 0$) es necesario reducir su cantidad mediante un material de dilución ($e_{ii} - d_i < 0$). Si por el contrario c'_i es menor que el valor deseado ($d_i - c'_i > 0$) se aumentará su cantidad mediante un material de incremento ($e_{ii} - d_i > 0$).

Por consiguiente, m_i no puede ser negativo. Esto reduce las condiciones para que *factor$_{i\ (p)}$* sea negativo, pudiendo serlo únicamente si ocurre la siguiente condición:

2. **(** $\frac{(d_i - c''_i)}{(e_{ii} - d_i)}$ **< 0)**. Esta condición representa que el efecto de los materiales calculados con posterioridad al cálculo de m_i han cambiado significativamente la composición química de e_i (desde el valor c'_i al valor $c''_{i.}$):

   - Si se ha utilizado un material de dilución ($e_{ii} - d_i < 0$), es que el elemento ha pasado de ser mayor que el deseado ($d_i - c'_i < 0$) a menor que éste ($d_i - c''_i > 0$).
   - Si se ha utilizado un material de incremento ($e_{ii} - d_i > 0$), es que el elemento ha pasado de ser menor que el deseado ($d_i - c'_i > 0$) a mayor que éste ($d_i - c''_i < 0$).

Por tanto la única posibilidad para que el factor i-ésimo se vuelva negativo es que las adiciones posteriores a m_i (m_{i+1}, …, m_N) hayan modificado la composición química de e_i pasando de ser mayor que el valor deseado a menor que éste, o viceversa.

Si un factor es negativo entonces implica que el tipo de material utilizado no es el adecuado. Debe contrarrestarse el efecto colateral de las siguientes adiciones cambiando el sentido de su correspondiente adición.

3.3.3. Algoritmo de aproximaciones sucesivas para ajustar una colada

Resumiendo todo lo anteriormente explicado. Sea una colada de peso M_o que tiene N elementos a ajustar e_1, e_2, e_3, ... ,e_N, cuya composición química inicial es c_1, c_2, c_3, ... ,c_N y su composición deseada es d_1, d_2, d_3 ... d_N, respectivamente.

Se dispone de N materiales de ajuste ma_1, ma_2, …, ma_N con peso m_1, m_2, m_3, ... ,m_N a calcular. Estas son las variables del sistema.

La composición química de cada material es conocida: el material i-ésimo está compuesto por los elementos e_{i1}, e_{i2}, e_{i3}, ... ,e_{iN} $\forall i = 1,..,N$. Cada uno de estos materiales tendrá asociado un factor de ajuste: $factor_1$, $factor_2$, $factor_3$ ... $factor_N$, cuyo valor inicial es uno. Sea M una variable que representa el peso de la colada a lo largo de cada iteración (inicialmente $M = M_o$)

En la figura 3.7 se presenta el diagrama del modelo de aproximaciones sucesivas. El modelo se divide en cuatro pasos; cada una de las cuales está señalizado en el diagrama mediante marcas numéricas:

1. Inicialización de los parámetros.
2. Cálculo del peso de las adiciones.
3. Afinamiento iterativo del peso de las adiciones.
4. Revisión de la solución al sistema (cambio de materiales de ajuste e inicialización de parámetros).

En el **primer paso** (inicialización de los parámetros) se escoge la combinación inicial de materiales de ajuste y se elige el orden en el que los elementos serán corregidos (orden de ajuste). La selección de tipos de materiales sigue la siguiente regla: si un elemento tiene menos composición que la deseada, el tipo del material de ajuste asociado será por defecto y, en otro caso, será por exceso. Esta selección debería minimizar el número de factores negativos.

Los elementos se ajustarán sucesivamente, por lo que el orden en que se realiza es muy importante. El criterio de ordenación utilizado es del elemento más desajustado al

menos: e_1, e_2, e_3, ..., e_N. El cálculo de una variable (m_i) depende de las variables calculadas previamente (m_j $j<i$) (véase ecuación [$e_{3.10}$]). Los elementos menos desajustados deberían requerir menos cantidad de un material por lo que si se calculan los últimos se debería reducir los efectos colaterales.

Finalmente, se inicializarán todos los factores asociados a los materiales. A todos ellos se le asignará el valor la unidad.

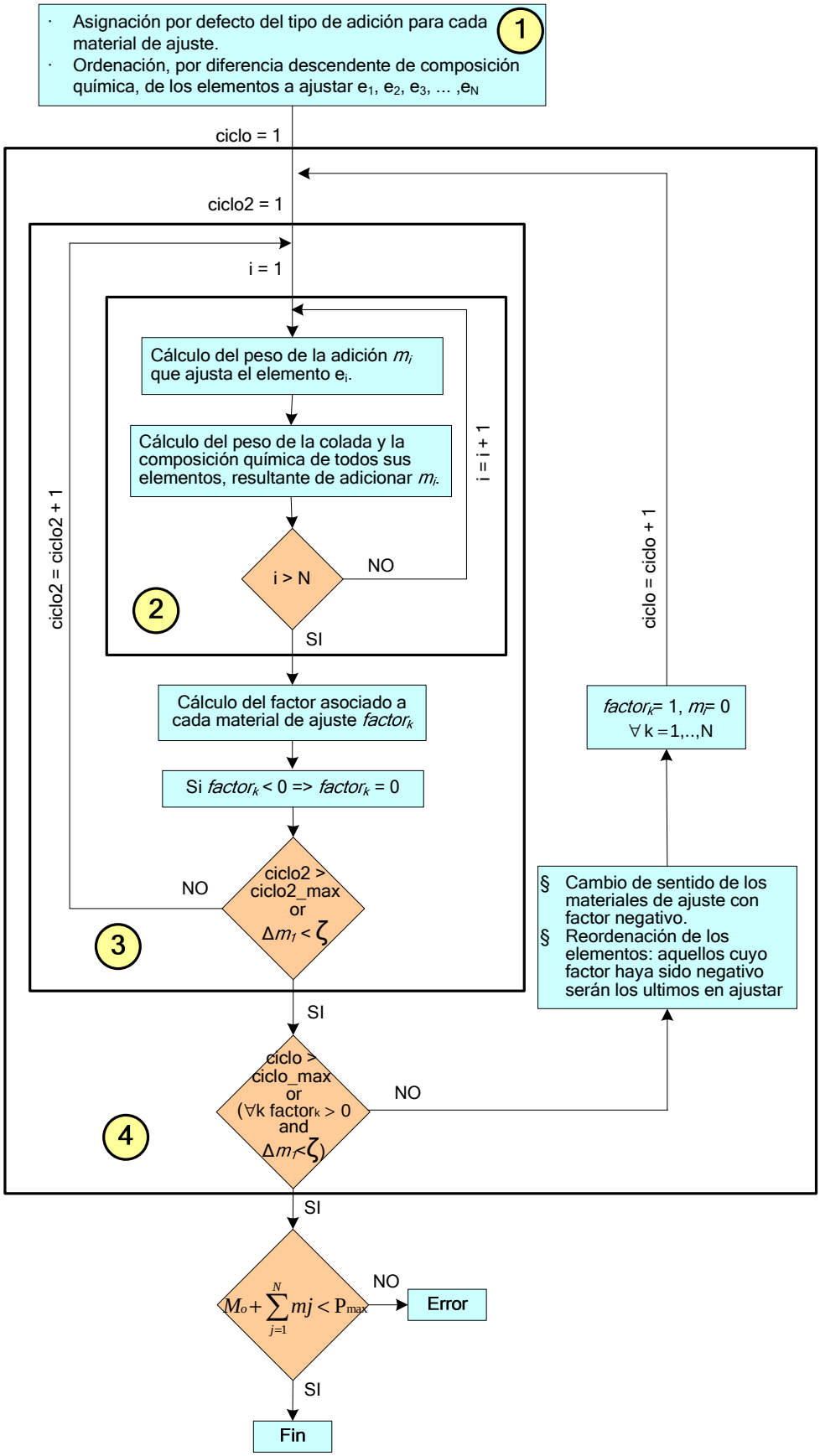


Figura 3.7. Diagrama del modelo de aproximaciones sucesivas.

En el **segundo paso** se calculará el peso de las adiciones de forma sucesiva. Se realizarán las siguientes operaciones siguiendo el orden de ajuste establecido:

- Para el i-ésimo elemento (e_i), se calcula el peso (m_i) de su material de ajuste (ma_i), mediante la siguiente ecuación ([$e_{3.17}$]):

$$m_i = M * \frac{(d_i - c'_i)}{(e_{ii} - d_i)} * factor_i$$

- Se actualiza la composición química ([$e_{3.11}$]) y el peso de la colada ([$e_{3.12}$]) resultante de adicionar ma_i:

$$c'_i = \frac{(M * c_i + m_i * e_{ii})}{(M + m_i)} \quad \forall i = 1,.., N$$

$$M = M + m_i$$

Recordemos que c'_i representa la composición química del elemento e_i resultante de adicionar los materiales calculados hasta el paso i-ésimo (m_1, m_2, .., m_i), mientras que c''_i representa la composición de e_i tras adicionar todos los materiales (m_1, m_2, .., m_N).

En el **tercer paso** del algoritmo (afinamiento iterativo del peso de las adiciones) se modifican progresivamente los factores y, con ello, el peso de los materiales de ajuste. Este proceso se repetirá mientras la variación de los pesos, de un ciclo respecto del anterior, sea significativa y mientras no se supere el límite máximo de iteraciones. De esta forma, se intenta encontrar una solución para la combinación de materiales seleccionada.

Si estamos en la iteración p+1, los factores se modificarán según la fórmula ([$e_{3.18}$]):

$$factor_{i\,(p+1)} = \frac{(m_i + M * \frac{(d_i - c''_i)}{(e_{ii} - d_i)})}{m_i} * factor_{i\,(p)} \quad \forall i = 1,.., N$$

Si algún factor es negativo, se le asigna cero y se continúa ejecutando el bucle, ajustando los restantes materiales sin tener en cuenta éste. El objetivo de esta acción es detectar si es necesario cambiar el sentido de otros materiales.

Como se ha comentado anteriormente, el elemento más desajustado (e_1) será el primero en procesarse, mediante su material asociado (m_1). La cantidad de m_1 necesaria para ajustar e_1 será la mayor de todas o estará entre las más cuantiosas (dependiendo de su composición química). Por otro lado, m_1 será la variable que más cambie su valor entre iteraciones, dado que se calcula sin conocer las restantes incógnitas. Por ello, esta variable será la que se analice para estudiar la convergencia del algoritmo. Se considerará que el algoritmo converge a una solución cuando la variación de m_1 sea menor que cierto valor ζ. El valor de ζ debe ser inferior que la precisión de las básculas y el sistema automático de adiciones utilizado en el entorno industrial.

Una vez afinado los pesos de las adiciones, se dispone de una solución al problema. En el **paso cuarto** (revisión de la solución al sistema) se comprueba que la solución obtenida cumpla la restricción [$e_{3.6}$]. Ésta obliga a que todas las variables del sistema sean positivas, lo que equivale a decir que todos los factores, asociados a adiciones, sean positivos.

Si todos los factores son positivos (mayores que cero) y todos los elementos están dentro de rango, entonces tenemos una solución al sistema. Será necesario comprobar que también se cumple la restricción [$e_{3.7}$], que no permite que la suma de la colada y las adiciones calculadas supere la capacidad máxima del AOD, P_{max}. En caso de no cumplirse esta restricción se termina la ejecución y se informa al usuario que no se puede obtener una solución que se adapte a las restricciones del sistema, mediante los materiales definidos.

En otro caso, se cambiará el sentido de la adición cuyo factor menor o igual que cero (se cambia su tipo de adición). Se ejecutarán de nuevo los pasos 2, 3 y 4 hasta encontrar una solución válida o superar el límite máximo de iteraciones. Previamente se inicializarán los parámetros del algoritmo ($ma_i = 0$ y $factor_i = 1 \ \forall i=1,..,N$) y se reordenará el orden de ajuste: los elementos cuya adición asociada hay cambiado el sentido serán los últimos en corregirse.

Si en un número de iteraciones (ciclo2_max) no se consigue encontrar una solución no negativa al sistema, se le mostrará al usuario una notificación para que cambie algunas

condiciones del problema: imponga alguna adición previa (p.ej. adiciones puras), cambie tipos de adiciones asociados a elementos, etcétera.

En el siguiente apartado se muestra un ejemplo gráfico del ajuste de una colada mediante el algoritmo, anteriormente explicado.

3.3.4. Ejemplo

Se dispone de una colada con peso M = 10^5 Kg y composición química Cr = 14% y Ni = 12%. Se desea obtener una composición de Cr = 18% y Ni = 15% mediante dos adiciones: el primer material (FeCr) tiene una composición de Fe = 50% y Cr = 50% y el segundo (FeNi) Fe = 60% y Ni = 40%. Se pretende calcular la cantidad que hay que adicionar para ajustar la colada.

El Cr se ajusta primero dado que su composición es la que más difiere de la deseada. Siguiendo la formulación del algoritmo, quedaría $c_1 = 14\ ; c_2 = 12$ y $d_1 = 18; d_2 = 15$ ($e_1 = Cr; e_2 = Ni$). Los materiales de ajuste y sus composiciones: $ma_1\,(FeCr): e_{11} = 50; e_{12} = 0$ y $ma_2\,(FeNi): e_{21} = 0; e_{12} = 40.$ Los factores se inicializarán $factor_1 = factor_2 = 1$.

=! Se calcula la cantidad de material de ajuste para corregir el Cr, según la fórmula [$e_{3.17}$]:

$$ma_1 = 10^5 * 1 * \frac{(18-14)/100}{(50-18)/100} = 12500 Kg$$

=! Se actualiza la composición química ([$e_{3.11}$]) y el peso de la colada ([$e_{3.12}$]):

$$M_1 = 10^5 + 12500 = 112500 Kg$$

$$c_1 = \frac{10^5 * \frac{14}{100} + 12500 * \frac{50}{100}}{(10^5 + 12500)} = 18\% \qquad c_2 = \frac{10^5 * \frac{12}{100} + 12500 * 0}{(10^5 + 12500)} = 10.67\%$$

=! Análogamente, se ajusta el Ni:

$$ma_2 = 112500 * 1 * \frac{(15-10.67)/100}{(40-15)/100} = 19485\ Kg$$

=! El peso y la composición resultante serían:

$$M_2 = 112500 + 19485 = 131985 Kg$$

$$c_1 = \frac{112500 * \frac{18}{100} + 19485 * 0}{(112500 + 19485)} = 15.34\% \qquad c_2 = \frac{112500 * \frac{10.67}{100} + 19485 * \frac{40}{100}}{(112500 + 19485)} = 15\%$$

La figura 3.8 muestra el resultado obtenido tras la primera iteración: las condiciones iniciales de las que se parte y las condiciones finales deseadas se marcan con un punto en naranja y verde respectivamente. Las flechas de color rojo y azul representan el efecto de adicionar los kilogramos de FeCr y FeNi calculados, respectivamente.

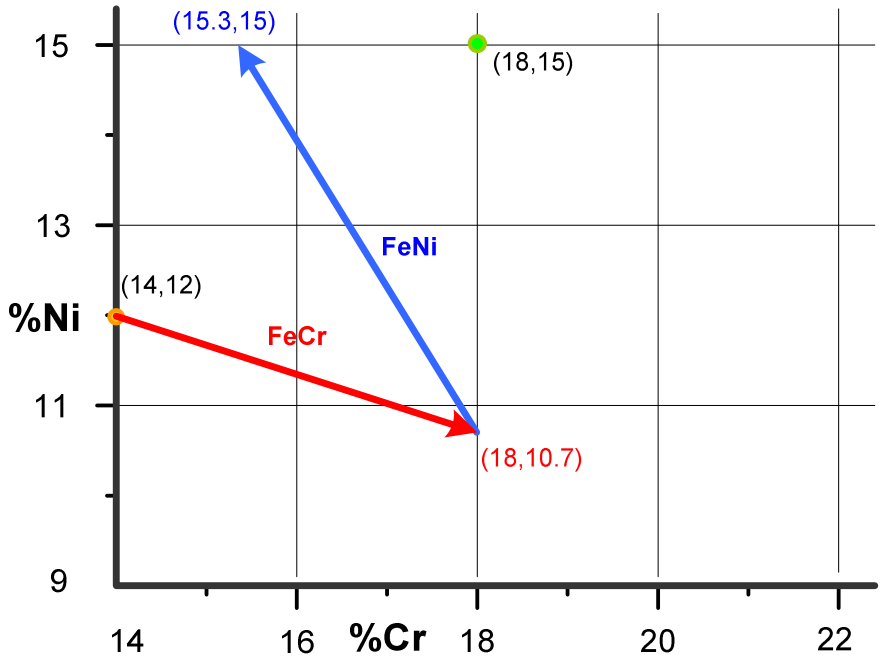


Figura 3.8. Representación gráfica del resultado de la primera iteración

En la primera iteración se ha obtenido una solución próxima a la deseada, aunque el porcentaje final de Cr difiere del deseado (figura 3.8). Se calcula los factores, mediante la fórmula [$e_{3.18}$], para corregir el peso de las adiciones:

$$factor_1 = \frac{12500 + 131985 * \frac{(18\text{-}15.34)}{(50\text{-}18)}}{12500} * 1 = 1.8777 \qquad factor_2 = \frac{19485 + 131985 * \frac{(15\text{-}15)}{(40\text{-}15)}}{19485} * 1 = 1$$

=! Se calcula de nuevo el peso de las adiciones. Para no aburrir al lector, simplificaremos los resultados parciales de algunas fórmulas:

$$ma_1 = 10^5 * 1.8777 * \frac{(18-14)/100}{(50-18)/100} = 23471 Kg$$

=! Se actualiza la composición química y el peso de la colada:

$M_1 = 10^5 + 23471 = 123471 Kg \quad c_1 = 20.84\% \quad c_2 = 9.72\%$

=! Análogamente, se ajusta el Ni:

$ma_2 = 26077\ Kg$

=! El peso y la composición resultante serían:

$M_2 = 123471 + 26077 = 149548 Kg \quad c_1 = 17.21\% \quad c_2 = 15\%$

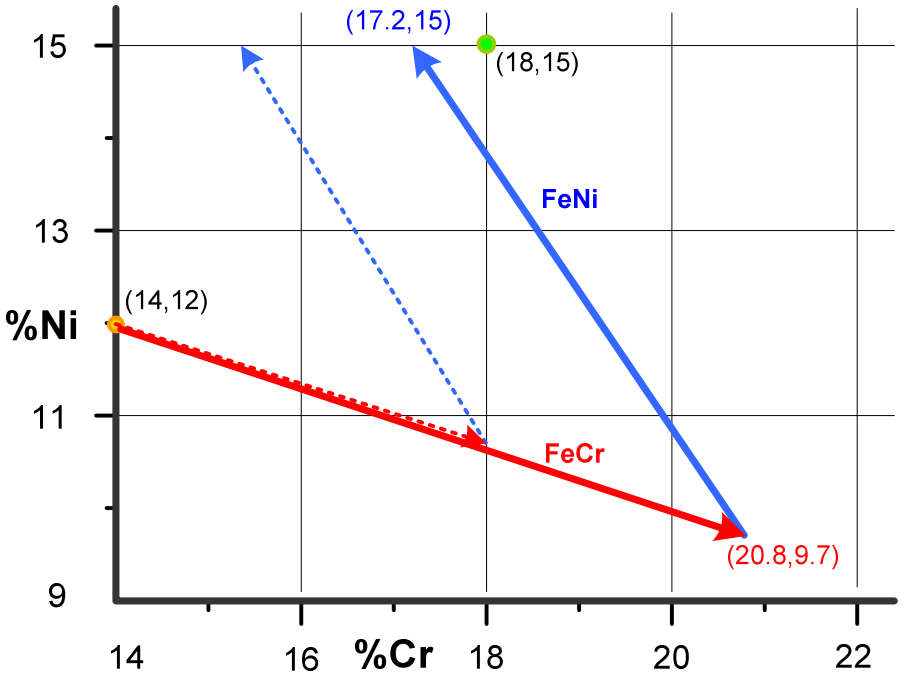


Figura 3.9. Representación gráfica del resultado de la segunda iteración

En la segunda iteración se ha aproximado todavía más a la solución deseada (figura 3.9). No obstante es necesario seguir refinando los resultados. Se vuelven a calcula los factores:

$factor_1 = 2.1731 \quad factor_2 = 1$

=! Se realiza la tercera iteración:

$ma_1 = 27164 Kg \quad M_1 = 127164 Kg \quad c_1 = 21.69\% \quad c_2 = 9.44\%$

$ma_2 = 28281\ Kg \quad M_2 = 155445 Kg \quad c_1 = 17.744\% \quad c_2 = 15\%$

$factor_1 = 2.2726$ $factor_2 = 1$

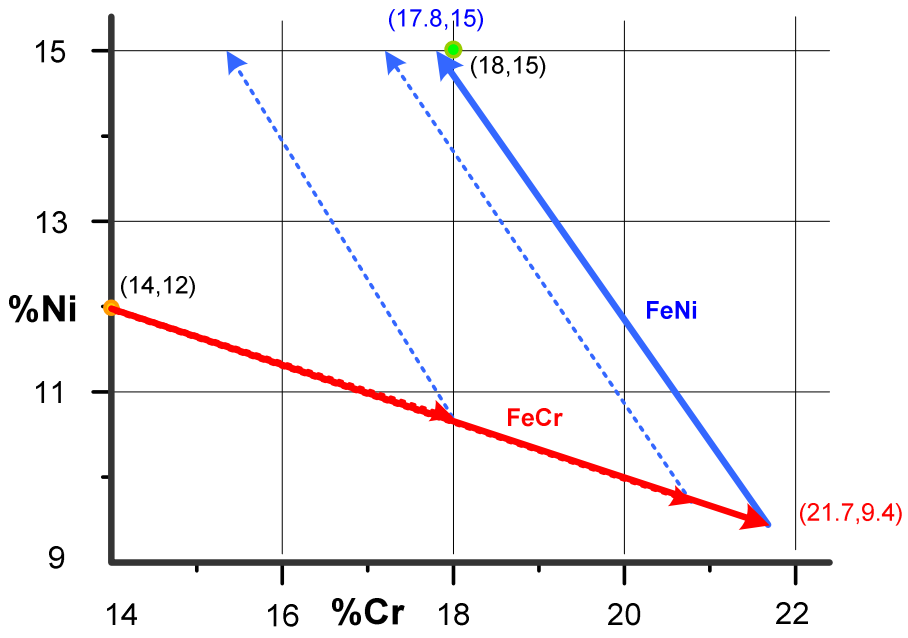


Figura 3.10. Representación gráfica del resultado de la tercera iteración

=! Se realiza la cuarta iteración:

$ma_1 = 28408Kg$ $M_1 = 128408Kg$ $c_1 = 21.96\%$ $c_2 = 9.35\%$

$ma_2 = 29020\ Kg$ $M_2 = 157428Kg$ $c_1 = 17.91\%$ $c_2 = 15\%$

Se seguiría ejecutando el algoritmo hasta que se supere el límite máximo de iteraciones o la variación de ma_1 entre iteraciones sea inferior al 1%. En este caso no se ha necesitado cambiar el sentido de ninguna adición, lo que ha simplificado la ejecución.

CAPÍTULO 4

Modelo de descarburación: análisis de población e implementación mediante sistemas lineales

4.1. Introducción

En el capítulo 3 se presentó la arquitectura del modelo de AOD. De los 4 procesos de los que se compone se describió uno de ellos: el proceso de cálculo de adiciones de ajuste. Otros procesos que forman parte de este modelo son el de cálculo de gases y el de control de temperatura (figura 4.1).

En este capítulo y en el siguiente se presentan los procesos del modelo de AOD relativos al ajuste del carbono (descarburación): el **cálculo de gases** y el **control de temperatura**. El primero tiene como objetivo estimar la cantidad de oxígeno necesaria para eliminar carbono hasta una composición química deseada, mientras que el segundo intenta mantener la temperatura del acero dentro de los límites permitidos.

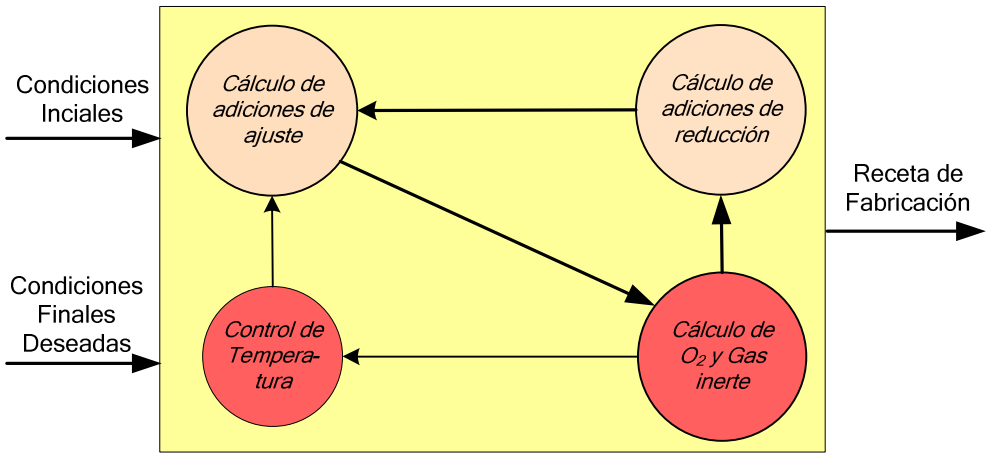


Figura 4.1. Esquema del modelo de AOD: proceso de cálculo de gases y control de temperatura

Calcular la cantidad de oxígeno que reduce el contenido de C hasta las condiciones finales deseadas es muy difícil. Si las condiciones de producción fueran ideales, y todo el oxígeno que se soplara se combinara sólo con Si y C, sería trivial calcular el volumen de

oxígeno a inyectar, mediante fórmulas estequiométricas. Desgraciadamente, el oxígeno reacciona tanto con Si y C, como con elementos metálicos y se desconoce qué proporción se combina con estos últimos.

Por otro lado, las reacciones exotérmicas que tiene lugar a lo largo del proceso de producción aumentan la temperatura del acero desde su valor inicial 1500ºC hasta más de 1700ºC. Realizar mediciones frecuentes durante el refinamiento del acero, para supervisar la temperatura del baño, es inviable debido a los costes que ello conlleva. Una alternativa posible sería estimar la temperatura del acero en determinados momentos del proceso para que, en caso de que se predigan valores altos, se pueda reducir su valor mediante adiciones de enfriamiento.

Diversas investigaciones han desarrollado complejos sistemas que intentan modelar el conjunto de reacciones químicas que tienen lugar durante el proceso del AOD ([3-12]).La finalidad de estos modelos es proporcionar información de las condiciones del acero a lo largo del soplado (temperatura y composición química). De esta forma se puede supervisar la temperatura y conocer si se requiere más oxígeno para reducir carbono.

La mayoría de estos sistemas son modelos teóricos para convertidores de características muy específicas y funcionan para unas pautas de fabricación diferentes de las utilizadas en la fábrica de Algeciras. Además, el gran número de parámetros de los que dependen, algunos de los cuales son difíciles de estimar o conocer, dificulta su aplicación y aumenta los costes de la implantación y mantenimiento. Es importante tener en cuenta que aunque se consiguiera instalar este tipo de sistemas no se asegura que proporcionen resultados con una alta precisión, ya que no hay un modelo matemático que pueda describir completamente el doble proceso termometalúrgico y de dinámica de fluidos que tiene lugar en el interior del AOD [13].

Como alternativa a estos complejos sistemas, se propone construir un modelo empírico que estime los dos parámetros críticos del proceso de descarburación en cada fase de soplado: la eficiencia de descarburación (E_f) y la temperatura final (T_f). Cada fase de soplado está caracterizada por unos ratios de soplado constantes y se siguen unas pautas específicas de producción, por lo que se facilita la construcción de este modelo. A partir de E_f y T_f se puede

calcular el volumen de oxígeno necesario para obtener las condiciones finales deseadas (véase el apartado 2.4.1.2.3) y se puede controlar la temperatura del acero.

En los siguientes apartados se presenta el modelo de descarburación, que estima estos dos parámetros críticos del proceso de descarburación (E_f y T_f). Estos valores son imprescindibles para implementar los procesos de **cálculo de gases** y **control de temperatura**.

Para la creación de este modelo se seleccionó un conjunto de variables que, desde el punto de vista metalúrgico, tienen relación con la eficiencia de descarburación y la temperatura final. En total se escogieron 36 variables de entrada para predecir las dos de salida: E_f y T_f. Este trabajo se realizó conjuntamente con el equipo de fusión de la fábrica de Algeciras.

Una vez seleccionadas las variables que describen el proceso de descarburación, se recopiló una población de aproximadamente 3992 casos, que representan las condiciones de producción en una determinada fase de soplado. Debido a la heterogeneidad de estos datos se abordó un estudio previo para determinar la necesidad, o no, de dividir la población en grupos con características más definidas para que el modelo pudiera adaptarse mejor a cada uno de ellos. Para este fin, se utilizó un método analítico, basado en una combinación del Análisis de Componentes Principales y el algoritmo de las K-medias.

Inicialmente se aplicaron métodos lineales para estimar las 2 variables críticas del proceso de descarburación (E_f y T_f). Como alternativa se utilizaron modelos no lineales, cuyos resultados se muestran en el siguiente capítulo. Se realizó un estudio comparativo para seleccionar el modelo más adecuado.

4.2. Descripción de las variables del modelo de descarburación

En este apartado se presentan las variables que se han seleccionado para la construcción del modelo de descarburación y se explica cómo se obtienen o calculan sus valores.

La tabla 4.1 muestra todas las variables seleccionadas, el nombre abreviado y la descripción de cada una de ellas. Con el objetivo de facilitar la comprensión del lector, se presentan todas ellas agrupadas en las siguientes 5 clases:

1. **Variables iniciales,** que especifican las condiciones de partida en una fase de soplado.

2. **Variables finales**, que especifican las condiciones (deseadas) al final de una fase.

3. **Variables de configuración**, que especifican las pautas de fabricación para una fase de soplado.

4. **Variables de operación**, que determinan las operaciones a realizar a lo largo de una fase de soplado.

5. **Variables a estimar**, son los parámetros críticos del proceso de descarburación y que se desean estimar mediante las restantes variables.

Las **variables iniciales** (1) determinan el estado de una colada en el momento de comenzar una fase ($t = t_{ini}$). Éstas incluyen información sobre el tipo de acero a producir, la composición química, temperatura y peso inicial, etcétera.

Las **variables finales** (2) determinan las condiciones que se desean alcanzar al final de la fase ($t = t_{fin}$). En este caso, las condiciones objetivo se especifican mediante el porcentaje de carbono final deseado. Al inicio de una fase se conoce el C objetivo, pero se desconoce la cantidad de oxígeno que hay que soplar para obtenerlo. Dado que los caudales son constantes y están definidos para cada fase y puesto que el volumen de O_2 se puede calcular multiplicando el caudal de oxígeno por el tiempo de soplado,lo que realmente se desconoce es

Nombre abreviado	Tipo	Descripción
AOD	1	Número del Convertidor AOD donde se refina el acero: 1 ó 2.
Vida	1	Número de coladas producidas con un refractario.
Ferrítica	1	El acero a producir pertenece a la familia ferrítica (1) o no (0).
$P_{_ini}$	1	Peso metálico de la colada al inicio de una fase de soplado.
$Cr_{_CTV}$	1	%Cr al inicio de la primera fase de soplado.
$Mn_{_CTV}$	1	%Mn al inicio de la primera fase de soplado.
$S_{_CTV}$	1	%S al inicio de la primera fase de soplado.
C_ini	1	%C al inicio de una fase de soplado.
Si_ini	1	%Si al inicio de una fase de soplado.
T_ini	1	Temperatura de la colada al inicio de una fase de soplado.
E_{f_ANT}	1	Eficiencia de descarburación en la fase de soplado anterior.
O_{2_AC}	1	Oxígeno soplado y adicionado hasta la fase de soplado anterior.
O_{REM_AC}	1	Oxígeno remanente acumulado hasta la fase anterior.
C_fin	2	%C al final de una fase de soplado.
$Q_{_TOT}$	3	Caudal total soplado en una fase de soplado.
$Q_{_O2}$	3	Caudal de O_2 soplado en una fase de soplado.
$Q_{_GI}$	3	Caudal de gas inerte soplado en una fase de soplado.
Ratio medio	3	Relación entre el $Q_{_O2}$ y el $Q_{_GI}$ soplados en una fase.
Pco	3	Presión parcial de los gases soplados en una fase de soplado.
Kg_chatarra	4	Kg de chatarra adicionados en una fase de soplado.
Kg_FeCr	4	Kg de ferrocromo adicionados en una fase de soplado.
Kg_FeNi	4	Kg de ferroníquel adicionados en una fase de soplado.
Kg_Níquel	4	Kg de niquel adicionados en una fase de soplado.
Kg_FeMo	4	Kg de ferromolibdeno adicionados en una fase de soplado.
Kg_OxMo	4	Kg de óxido de molibedno adicionados en una fase de soplado.
$Kg_O_2_OxMo$	4	Kg de O_2 que aportan las adiciones de OxMo
O_2_OxMo	4	M^3 de O_2 que aportan las adiciones de OxMo
Kg_cal	4	Kg de cal adicionados en una fase de soplado.
$Si_{_elim}$	4	Kg de Si eliminados en una fase de soplado.
$C_{_elim}$	4	Kg de C eliminados en una fase de soplado.
$P_{_fin}$	4	Peso metálico de la colada al final de una fase de soplado.
IB	4	Índice de basicidad al final de la fase.
E_f	5	Eficiencia de descarburación en una fase de soplado.
$O_{2_soplado}$	5	M^3 de O_2 soplados en una fase de soplado.
$GI_{_soplado}$	5	M^3 de gas inerte soplados en una fase de soplado.
T_f	5	Temperatura del acero al final de una fase de soplado.

Tabla 4.1. Resumen de las variables del modelo de AOD. La columna tipo identifica la clase de variable según la siguiente notación: 1-iniciales, 2- finales, 3-de configuración, 4-de operaciones y 5- a estimar

cuánto tiempo hay que soplar (t_{fin} - t_{ini}) para obtener las condiciones objetivo. Por tanto, se puede utilizar como variable de entradas las condiciones finales deseadas (*C_fin*).

Las **variables de configuración** (3) determinan las pautas de fabricación o producción que se utilizarán en las fases: caudales de oxígeno y gas inerte previstos a soplar, etc.

Las **variables de operación** (4) especifican el conjunto de operaciones previstas a realizar a lo largo de una fase. Éstas son adiciones de materiales metálicos (FeCr, níquel, chatarra, etc.) y no metálicos (cales). El tipo y cuantía de cada material a adicionar se establece al inicio de una fase y se calcula mediante el proceso de cálculo de adiciones (capítulo 3). En este grupo también se incluye otras que se pueden calcular directamente a partir de las variables iniciales, finales y las adiciones previstas, y son la cantidad de Si y C previstos a eliminar en una fase, el peso final metálico y el índice de basicidad final previsto, etc.

Las **variables a estimar** (5) son los parámetros cuyo valor deseamos conocer al inicio de la fase: la eficiencia de descarburación y la temperatura final (E_f y T_f). La E_f se estima mediante las variables tipo 1, 2, 3 y 4. A partir de la E_f podemos calcular el volumen de O_2 y gas inerte a soplar en la fase (las fórmulas se explicarán en apartados posteriores).

Es importante destacar que cuando se recopila una población de datos se conocen los valores reales de las variables de entrada y de las variables a estimar. En los siguientes apartados se presentan los cálculos de las variables una vez producidas las coladas.

Algunas de las variables de entrada seleccionadas para el modelo están correlacionadas entre sí. No obstante, y dado que se utilizan frecuentemente en el ámbito de la producción de acero, disponer de ellas puede proporcionarnos información relevante, especialmente para los métodos lineales. Téngase en cuenta que los métodos lineales y no lineales pueden discriminar variables que no aporten información, asignándole unas constantes muy pequeñas. Además la regresión lineal tiene métodos de selección de variables que desechan aquellas que no son significativas.

4.2.1. Número del AOD

La fábrica dispone de dos convertidores AOD: el número 1 y el 2. El AOD 1 es tecnológicamente más antiguo que el 2 y su forma física (simetría interna, dimensiones, altura, diámetro, etc.) es diferente. Estas características influyen en el proceso de descarburación, por lo que habrá que considerarlas.

La variable categórica *número de AOD*, o *AOD,* será 1 si se utiliza el AOD 1 y 2 si se utiliza el número 2. Esta información se obtiene accediendo a la Base de Datos del sistema.

4.2.2. Vida del refractario del AOD

Las paredes y el fondo del convertidor AOD están recubiertas por unos ladrillos, denominados refractarios. La finalidad de estos refractarios es mantener el calor del AOD y evitar que las altas temperaturas dañen su estructura metálica. Con cada colada producida, los refractarios se van desgastando y su vida suele rondar las 50 coladas. El desgaste del refractario afecta al proceso de descarburación, dado que cuanto mayor sea el desgaste, más aumentará el volumen del convertidor, modificándose la distribución del acero dentro de él y las condiciones de producción.

Definimos la *vida del AOD*, o *vida*, como el número de coladas que se han fabricado con el refractario instalado. La fábrica contabiliza el número de coladas producidas con cada refractario y se reinicia con cada nueva instalación.

4.2.3. Familia ferrítica

En la factoría se producen fundamentalmente tres familias de acero inoxidable: ferrítico, austenítico normal y austenítico molibdeno. La composición química de cada familia de acero es significativamente distinta al resto. En la factoría de Algeciras se planifican todas las coladas a producir en un día, por lo que se conoce de antemano el tipo de acero de cada una de ellas.

La variable categórica *ferrítica*, será 1 si se produce un acero perteneciente a la familia ferrítica y 0 en otro caso.

4.2.4. Peso metálico inicial de la colada en una fase de soplado

El peso metálico de una colada (*Kg_ini*) en primera fase suele estar comprendido entre 85.000 y 120.000 Kg. En las siguientes fases se incrementa este valor, por medio de adiciones, pudiendo superar los 140.000 Kg.

El peso metálico es un valor importante, dado que dos coladas con la misma composición química, pero con distinto peso, pueden tener una descarburación diferente. Esto se debe a que, primero, tendrán que eliminar distintas cantidades de C y Si y, segundo, las reacciones químicas pueden diferir en función de la cantidad de elementos en el baño.

En la primera fase de soplado, el peso de la colada se obtiene pesando la cuchara de trasvase (figura 2.7) antes y después de volcar su contenido en el AOD. El peso inicial de la primera fase es la diferencia entre estas dos mediciones. El convertidor AOD no tiene báscula, por lo que el peso inicial en las siguientes fases hay que calcularlo.

En el apartado 4.2.14 se explica cómo se calcula el peso de una colada al final de una fase de soplado, a partir del peso inicial, las adiciones metálicas realizadas y el Si y C eliminados. El peso inicial en fases sucesivas será el peso final de la fase anterior.

El peso de una colada es una variable de suma importancia, no sólo tiene relación con la eficiencia y temperatura, como hemos comentado, sino que además se utiliza para calcular muchas otras. El problema es que en ciertas situaciones no se puede conocer su valor con precisión.

Normalmente en el procedimiento de volcado de la cuchara de trasvase sobre el AOD, el convertidor está vacío. Pero a veces, el convertidor contiene cierta cantidad de acero, cuyo peso se desconoce y puede ir desde unas pocas toneladas hasta varias docenas. En estas situaciones el operador especifica de forma visual el peso remanente y lo suma a la cantidad volcada. Los operadores llevan muchos años trabajando y tienen una capacidad admirable de estimar este valor, pero es una medida subjetiva e imprecisa.

Otro problema surge cuando tras volcar la colada sobre el convertidor, se vierten cantidades de escoria de peso desconocido, que no deben considerarse al calcular el peso de una colada. Se desea que tras el volcado el convertidor sólo contenga materiales metálicos, C

y Si (el C y Si de composición se considera como acero, y, por tanto, elementos metálicos). En caso de que cantidades de escoria se viertan en el AOD se pueden quitar, mediante un procedimiento manual. Pero la factoría no dispone de un mecanismo fiable que detecte y elimine completamente la escoria del convertidor, sino que es el operador el que visualmente analiza este suceso. Esto puede provocar imprecisiones en los datos afectando a los modelos de estimación de los parámetros críticos.

En caso de que se refine una colada con cantidades significativas de escoria ocurre un doble problema: primero, se realizan los cálculos con un peso erróneo y, segundo, el proceso de descarburación se verá afectado, por lo que se saldrá de las pautas de fabricación. De entre todos los casos de la población recopilada pueden existir algunos donde no se haya detectado, y eliminado, la entrada de escoria en el AOD.

4.2.5. Análisis Químico de la colada

Al inicio y al final de cada fase de soplado se toma una muestra de la colada para analizar la composición química de los elementos más importantes. En los siguientes apartados se describen algunas variables obtenidas de los análisis químicos.

Cuando se toma una muestra del acero es deseable analizarla un número significativo de veces y realizar una media de los resultados obtenidos. Sin embargo, los requerimientos de tiempo no lo permiten, por lo que se suele hacer un solo análisis por muestra. Por consiguiente, los análisis químicos a partir de los cuales se realizan los cálculos, pueden tener errores de hasta varias centésimas.

4.2.5.1. Porcentaje de Cr, S y Mn en la cuchara de trasvase

Las variables $Cr_{_CTV}$, $S_{_CTV}$ y $Mn_{_CTV}$ representan el porcentaje de cromo, azufre y manganeso al inicio de la primera fase de soplado.

Diversas investigaciones han concluido que elementos como el Mn, el S y el Cr condicionan significativamente el proceso de oxidación del C (p.ej. [38-40]), por lo que conocer la concentración inicial de estos elementos puede aportar información importante para estimar las variables críticas del proceso.

4.2.5.2. Porcentaje de Si y C inicial en una fase de soplado

Las variables *Si_ini* y *C_ini* miden el porcentaje de Si y C al inicio de cada fase de soplado, respectivamente.

Es importante destacar que el Si inicial de las fases posteriores a la primera es cero. Esto se debe a que el Si tiene alta afinidad por el oxígeno y se elimina completamente en la primera fase de soplado. De hecho, se reduce la composición del Si por debajo del 0,005% entre los 3 y 5 primeros minutos de soplado [41]. En las siguientes fases sólo se eliminará el silicio que aporten las adiciones.

Cuanto mayor sean las concentraciones iniciales de Si y C (*Si_ini* y *C_ini*), mayor cantidad habrá que eliminar. Como se explica en el apartado 2.4.1.2.3, el proceso de descarburación está relacionado con la cantidad de carbono y silicio eliminados. Por otro lado, la oxidación de estos elementos se realiza mediante reacciones exotérmicas, que aumentan la temperatura del acero.

Por consiguiente, habrá que considerar las variables *Si_ini* y *C_ini* para estimar tanto la E_f como la T_f.

4.2.5.3. Porcentaje de C al final de una fase de soplado

La variable *C_fin*, representa el porcentaje de C al final de una fase de soplado. El valor de esta variable se obtiene de los análisis químicos que se realizan entre fases de soplado. El carbono final de una fase será el carbono inicial de la siguiente.

Cuanto menor sea el carbono final, mayor cantidad de este elemento habrá que oxidar. Para eliminar más carbono, será necesario soplar más cantidad de oxígeno que, al combinarse con elementos metálicos, aumentará la temperatura del baño. Por tanto la variable *C_fin* tiene una relación significativa con respecto a E_f y T_f .

Como se ha comentado en el apartado 4.2 al inicio de una fase se conoce el carbono final deseado. La fábrica de Algeciras tiene especificado para todo tipo de acero el número de fases en las que se va a refinar y el C final objetivo en cada una de ellas. Las coladas con las que se ha construido la población se caracterizan porque en cada fase se ha reducido el porcentaje de carbono hasta un valor igual o próximo al porcentaje objetivo. Dado que se

utiliza esta pauta en el refinamiento del acero, se puede usar la variable *C_fin* asignándole el valor objetivo.

4.2.6. Temperatura inicial de una fase de soplado

Al inicio y al final de cada fase se realizan tomas de temperatura, mediante mediciones directas en el baño con una caña pirométrica. La variable, *T_ini*, representa la temperatura del acero al inicio de cada fase. La temperatura inicial de fase mayor que 1 es igual que la temperatura final de la fase anterior.

La temperatura de la colada modifica las condiciones donde tienen lugar las reacciones químicas, durante el proceso de refinado del acero. Por tanto, la variable *T_ini* debería afectar al proceso de descarburación.

4.2.7. Variables históricas

Los métodos de estimación se adaptan peor a casos pertenecientes a fases de producción mayor que 1 que a casos de fase 1. Por esta razón, se ha estudiado la posibilidad de incluir nuevas variables que proporcionen información sobre qué ocurrió en fases anteriores, las cuales podrían aportan más datos a los métodos lineales y no lineales, mejorando la estimación de E_f y T_f. En los siguientes apartados se explican las más relevantes.

4.2.7.1. Eficiencia de descarburación de la fase anterior

Esta variable representa qué eficiencia de descarburación hubo en la fase anterior, siendo cero para la primera fase. Esta información es significativa, porque eficiencias bajas en fases anteriores implica la existencia de grandes cantidades de metales oxidados y concentraciones de carbono mayores de las esperadas, lo que afectará al proceso de descarburación de la fase actual.

4.2.7.2. Oxígeno soplado y adicionado acumulado hasta la fase anterior

La variable O_{2_AC} contiene los metros cúbicos totales soplados en fases anteriores. Cuanto mayor sea el oxígeno inyectado en fases anteriores, mayor tiempo habrá estado descarburando la colada y, dependiendo de las eficiencias anteriores, más cantidad de metales oxidados habrá en el baño. Esto podría afectar a la descarburación de la fase actual.

Si (Fase = 1) ---> $O_{2_AC}(1) = 0$

$$\text{Si (Fase z > 1)} \quad \text{---> } O_{2_AC}(z) = \sum_{j=1}^{Z-1} (O_{2_soplado}(j) + O_{2_OxMo}(j))$$

Donde:

$O_{2_oxmo}(i)$ = Volumen de O_2 que aportan las adiciones de OxMo en la fase i.

$O_{2_soplado}(i)$ = Volumen de oxígeno soplado en la fase i.

4.2.7.3 .Oxígeno remanente acumulado hasta la fase anterior

Las variables descritas anteriormente no aportan información directa sobre la cantidad de metales oxidados que contiene la colada. Esta cantidad, en teoría, influye en la eficiencia de descarburación: el gas inerte soplado ejerce un efecto de agitado que puede aproximar a los metales oxidados moléculas más afines por el oxígeno que por los metales, favoreciendo la ruptura de estos enlaces, recuperando los metales oxidados y liberando cantidades significativas de oxígeno.

En la primera fase podría haber metales oxidados procedentes del proceso de fundición del acero en el horno eléctrico, cuya cuantía se desconoce. Por el contrario, podemos calcular el oxígeno remanente, en forma de óxidos metálicos, producido durante una fase de soplado.

La variable $O_{2_REM_AC}$ representa el volumen de oxígeno que no se ha eliminado con C o Si en las fases anteriores y que se encuentra combinado con metales. En la primera fase, consideraremos esta cantidad nula y en fases posteriores se puede calcular mediante ecuaciones estequiómetricas.

$$\text{Si (Fase = 1)} \quad \text{---> } O_{_REM_AC}(1) = 0$$

$$\text{Si (Fase z > 1)} \quad \text{---> } O_{_REM_AC}(z) = O_{2_AC}(z) - \sum_{j=1}^{Z-1} (Si_{_e\lim}(j) * 0.8 + C_{_e\lim}(j) * 0.932)$$

Donde:

$O_{2_AC}(i)$ = O_2 soplado y adicionado acumulado hasta la fase anterior (4.2.7.2)

$Si_{_elim}(i)$ = Kg. de silicio eliminados en la fase i (véase 4.2.12).

$C_{_elim}(i)$ = Kg. de carbono eliminados en la fase i (véase 4.2.13).

4.2.8. Caudal medio de Oxígeno, Caudal total y ratio medio de soplado

La cantidad de carbono de una colada se reduce mediante la inyección controlada de gases a lo largo de diversas fases. Los gases que se soplan son fundamentalmente oxígeno y gas inerte (nitrógeno y argón). Los caudales se miden en metros cúbicos normalizados y su valor se calcula a partir del caudal medio proporcionado por los dispositivos del sistema. Cuanto mayor sea el caudal de un gas mayor será la cantidad que se inyecte al baño. Es, por tanto, un factor importante a considerar.

Se define la relación de gases soplados, o ratio medio, como la relación entre los caudales medios de oxígeno y gas inerte soplados. Por otro lado, se define el caudal total como la suma de todos los gases soplados en una fase. Véase las fórmulas siguientes:

$$\text{Ratio medio} = \frac{Q_O2}{Q_G.I} \qquad [e_{4.1}]$$

$$Q_TOT = Q_O2 + Q_G.I \qquad [e_{4.2}]$$

Donde:

Q_O2 = caudal medio de oxígeno soplado en la fase actual (m^3 normalizados por segundo).

$Q_G.I$ = caudal medio de gas inerte soplado en la fase actual (m^3 normalizados por segundo).

Q_TOT = caudal medio total soplado en la fase actual (m^3 normalizados por segundo).

Cada fase de soplado está caracterizada por un caudal medio de oxígeno, de gas inerte y caudal total. En la tabla 4.2 se muestran los valores típicos de estas variables para cada una de las tres fases, utilizando y sin utilizar lanza (dispositivo superior por dónde también se puede soplar oxígeno). Téngase en cuenta que sólo se utiliza la lanza en la primera fase.

Fase de soplado	Ratio oxígeno gas inerte	Sin lanza			Con lanza		
		Caudal de O_2	Caudal de gas inerte	Caudal total	Caudal de O_2	Caudal de gas inerte	Caudal total
1	5.000	100	20	120	150	30	180
2	0.333	20	70	90	----	----	----
3	0.250	18	72	90	----	----	----

Tabla 4.2. Ratio y caudales de oxígeno y gas inerte típicos de cada una de las fases de soplado

Las pautan de fabricación que se utilizan establecen que el caudal de los gases será constante a lo largo de todas las fases, por lo que su valor medio será representativo. El refinamiento del acero mediante fases caracterizadas por caudales de soplado constante estandariza el proceso de producción y facilitará la construcción del modelo de descarburación.

4.2.9. Kilogramos adicionados de materiales metálicos en fase de soplado

Durante el proceso de producción se añaden cantidades de distintos materiales metálicos. La mayoría de las adiciones tienen un doble efecto sobre la colada: modifican su composición química y reducen su temperatura. Para fundir los materiales sólidos añadidos se requiere cierta cantidad de energía, que se tomará de la temperatura de la colada. Por tanto, las adiciones de materiales afectarán a la temperatura de la colada y al proceso de descarburación.

El tipo y cuantía de cada material a adicionar se establece al inicio de una fase y se calcula mediante el proceso de cálculo de adiciones, explicado en el apartado 3.2.

Los materiales metálicos se clasifican en 6 grupos, en función de cómo afectan a la descarburación. Existe una variable por cada uno de ellos, que representa los kilogramos adicionados en una fase de soplado:

- *Kg_Chatarra*: Kilogramos de chatarra adicionados en la fase actual.
- *Kg_FeCr*: Kilogramos de ferrocromo adicionados en la fase actual.
- *Kg_FeNi*: Kilogramos de ferroníquel adicionados en la fase actual.
- *Kg_Niquel*: Kilogramos de niquel adicionados en la fase actual.
- *Kg_FeMo*: Kilogramos de ferromolibdeno adicionados en la fase actual.
- *Kg_OxMo*: Kilogramos de óxido de molibdeno adicionados en la fase actual.

Durante la producción, el operador indica al sistema la cuantía de las adiciones que se realizarán durante una fase. Estas órdenes, y otras más, se registran en la base de datos del sistema. Accediendo a las tablas correspondientes se puede disponer a posteriori de esta información.

4.2.10. Kilogramos de cal adicionados en fase de soplado

Los kilogramos totales de cal adicionados en una fase se obtienen de la suma de los kilogramos de cal siderúrgica y dolomítica utilizados en dicha fase:

$$Kg_Cal = Kg\ CaO + Kg_Cal_dolomítica$$

Donde:

Kg CaO = kg de cal siderúrgica adicionada.

Kg_Cal_dolomítica = kg de cal dolomítica adicionada.

La cal a adicionar en cada fase se calcula mediante el proceso de cálculo de adiciones de reducción, que se explicará en el tema 6. La cal que se añade a una colada se acumula en la escoria, modificando sus características principales: viscosidad, tamaño, etcétera. En el apartado 4.2.15 se explica el concepto de índice de basicidad, que mide la calidad y el tipo de una escoria. Existen diversas investigaciones que han estudiado la formación de la escoria en el AOD y cómo afectan al proceso de descarburación [42,43].

4.2.11. O_2 que aportan las adiciones de OxMo en una fase de soplado

El óxido de molibdeno es el único elemento que contiene una cantidad significativa de oxígeno en su composición. Dado que este material aporta oxígeno a la colada, hay que tenerlo en cuenta para la estimación de la eficiencia y temperatura. Esta variable se puede expresar en kilogramos ($Kg_O_{2_OXMO}$) o en metros cúbicos (O_{2_OXMO}):

$$Kg_O_{2_OXMO} = \sum_{i=1}^{n}(ma_{oxmo_i} * O_{2_i}) \qquad [e_{4.3}]$$

$$O_{2_OXMO} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(ma_{oxmo_i} * O_{2_i}) * 10^5}{142857} \qquad [e_{4.4}]$$

Donde:

ma_{oxmo_i} = Peso de la i-ésima adición de óxido de molibdeno.

O_{2_i} = Concentración de oxígeno que aportan la adición i-ésima de óxido de molibdeno.

4.2.12. Kilogramos de Silicio eliminado en una fase de soplado

Para calcular cuánto silicio se ha eliminado en una fase se considera los siguientes supuestos: primero, el silicio que contiene la colada y el adicionado se elimina totalmente, y segundo, solo las adiciones de FeNi y FeCr tienen una cantidad significativa de Si en su composición. Por tanto, la fórmula del cálculo del silicio eliminado es:

$$Si_elim = P_ini * Si_ini + \sum_{i=1}^{n}(ma_{feni_i} * Si_i) + \sum_{i=1}^{n}(ma_{fecr_i} * Si_i) \qquad [e_{4.5}]$$

Donde:

P_{ini} = peso metálico de la colada al inicio de la fase actual (apartado 4.2.4).

Si_ini = porcentaje de silicio al inicio de la fase actual (apartado 4.2.5.2).

$\sum_{i=1}^{n}(ma_{feni_i} * Si_i)$ = Kg de silicio que aportan las adiciones de FeNi en la fase actual.

$\sum_{i=1}^{n}(ma_{fecr_i} * Si_i)$ = Kg de silicio que aportan las adiciones de FeCr en la fase actual.

Se ha seleccionado la variable Si_elim para estimar E_f y T_f, dado que el proceso de descarburación está relacionado con la cantidad de silicio eliminado (véase la ecuación $[e_{2.13}]$).

4.2.13. Kilogramos de Carbono eliminado en una fase de soplado

Para calcular los kilogramos de carbono eliminados en una fase hay que considerar la cantidad que había al inicio de la fase, la que habrá al final y la que se ha añadido. Se considera que sólo las adiciones de FeNi y FeCr tienen una cantidad significativa de C en su composición.

$$C_elim = P_ini * C_ini + \sum_{i=1}^{n}(ma_{feni_i} * C_i) + \sum_{i=1}^{n}(ma_{fecr_i} * C_i) - (P_ini + \sum_{i=1}^{n} ma_i) * C_fin \qquad [e_{4.6}]$$

Donde:

P_{ini} = peso metálico de la colada al inicio de la fase actual (apartado 4.2.4).

C_ini = porcentaje de C al inicio de la fase actual (apartado 4.2.5.2).

$\sum_{i=1}^{n}(ma_{feni_i} * C_i)$ = Kg de C que aportan las adiciones de FeNi en la fase actual

$\sum_{i=1}^{n}(ma_{fecr_i} * C_i)$ = Kg de C que aportan las adiciones de FeCr en la fase actual.

$\sum_{i=1}^{n} ma_i$ = Suma de los materiales adicionados en la fase actual, excluyendo cales.

C_fin = porcentaje de C final deseado para la fase actual.

Dado que el proceso de descarburación está relacionado con la cantidad de carbono eliminado, será necesario utilizar la variable C_elim para estimar E_f y T_f.

4.2.14. Peso metálico final de la colada en una fase de soplado

En el apartado 4.2.4 se explicó cómo se obtiene el peso metálico inicial en la primera fase de producción. La imposibilidad de pesar una colada en el convertidor obliga a obtener este valor mediante cálculos para fases sucesivas. En este apartado se explica cómo obtener el peso metálico final de una colada para una fase, que corresponderá al peso metálico inicial de la siguiente.

El peso metálico final de una colada se calcula mediante la fórmula [$e_{4.7}$] basada el peso de partida, las adiciones metálicas adicionadas, la cantidad de silicio y carbono eliminada en la fase y el oxígeno que liberan las adiciones:

$$P_fin = P_ini + \sum_{i=1}^{n} ma_i - Si_elim - C_elim - Kg_O2_oxmo \qquad [e_{4.7}]$$

Donde:

P_{ini} = peso de la colada al inicio de la fase actual (apartado 4.2.4).

$\sum_{i=1}^{n} ma_i$ = Suma de los materiales adicionados en la fase actual, excluyendo cales.

Si_elim = Kg. de silicio que se eliminan en la fase actual (4.2.12).

C_elim = Kg. de carbono que se eliminan en la fase actual (4.2.13).

$Kg_O_{2_oxmo}$= Kg. de O_2 que aportan las adiciones de OxMo en la fase actual.

4.2.15. Índice de basicidad final

El índice de basicidad (IB) para una fase Z se define como la relación entre la cantidad total de cal añadida y la de Si oxidado en todas las fases de soplado anteriores.

$$IB = \frac{\sum_{FASE=1}^{Z} (ma_CAL_FASE)}{\sum_{FASE=1}^{Z} (Si_elim_FASE) * 2.14} \qquad [e_{4.8}]$$

Donde:

$\sum_{FASE=1}^{Z}(ma_CAL_FASE)$ = Adiciones de cal realizadas en la fase actual y en las anteriores.

$\sum_{FASE=1}^{Z}(Si_elim_FASE)$ = Silicio eliminado en la fase actual y en las anteriores.

El IB proporciona información sobre la viscosidad y densidad de la escoria. Diversos estudios han demostrado que el tipo de escoria afecta significativamente al proceso de descarburación [44].

4.2.16. Eficiencia de descarburación

La variable eficiencia de descarburación, E_f, es uno de los parámetros críticos del modelo de descarburación. Esta variable se estimará para calcular la cantidad de oxígeno y gas inerte a soplar en la fase, pero además se utilizará para estimar la T_f.

Una vez producida una colada, se puede calcular la E_f mediante la siguiente fórmula:

$$E_f = \frac{0.932 * C_elim}{O2_soplado + O2_OxMo - 0.8 * Si_elim} \qquad [e_{4.9}]$$

Donde:

C_elim = Kg. de carbono eliminados en la fase actual (4.2.13).
Si_elim = Kg. de silicio eliminados en la fase actual (4.2.12).
O_{2_oxmo} = Volumen de O_2 que aportan las adiciones de OxMo en la fase actual.
$O_{2_soplado}$ = Volumen de oxígeno soplado en la fase actual (4.2.17).

4.2.17. Volumen de gas inerte y O_2 soplados

La variable volumen de gas inerte soplado (*vol_GI*) representa la suma de los metros cúbicos normalizados de argón y nitrógeno inyectados durante una fase, mientras que la variable volumen de oxígeno soplado (*vol_O2*) representa los metros cúbicos de oxígeno normalizados inyectados en una fase.

El valor de estas variables se obtiene a partir de los dispositivos del sistema, que registran la cantidad de gas inerte y oxígeno soplado en una fase. Existe otra alternativa para calcular a posteriori los volúmenes de gases soplados: conocemos el tiempo de soplado y disponemos de un registro de los caudales de O_2 y gas inerte cada 10 segundos. A partir de

estos registros se pueden calcular los volúmenes soplados mediante integrales. Es preferible utilizar la primera metodología puesto que los cálculos son más exactos.

Durante el proceso de producción, el volumen de O_2 y el de gas inerte que se va a soplar en una fase se calculan a partir de la E_f estimada. Por ello, estas variables sólo se pueden utilizar para predecir T_f.

4.2.18. Temperatura final de una fase de soplado

La temperatura final de cada fase, *T_fin*, es un parámetro crítico del modelo de descarburación. Al igual que la variable temperatura inicial, su valor se toma de una medición directa en el baño, mediante el uso de una caña pirométrica. La temperatura final medida de una fase es la temperatura inicial de la fase siguiente.

4.3. Topología del modelo de descarburación

En este apartado se presentan posibles topologías para el modelo de descarburación. Se proponen dos posibles alternativas: un modelo paralelo y un modelo secuencial. Ambas tienen como entrada las 36 variables predictivas (V_i) descritas en el apartado 4.2, y como salida la E_f y T_f.

El modelo paralelo (figura 4.2) obtiene de forma independiente la E_f y la T_f. Una vez estimados ambos parámetros, se calcula el volumen de oxígeno a soplar, a partir de la E_f. Por tanto, este modelo no utiliza el volumen de oxígeno calculado para estimar la temperatura.

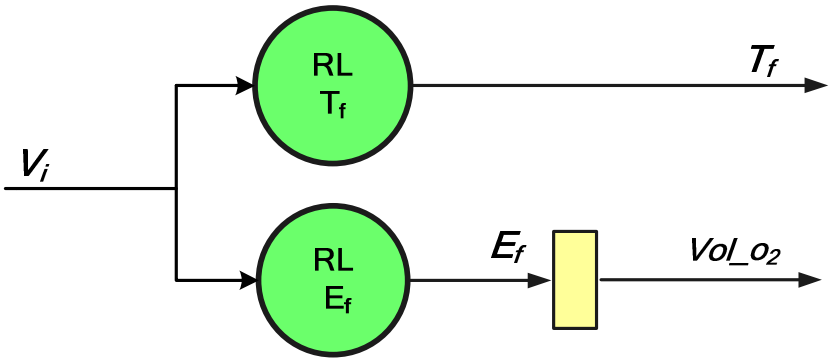


Figura 4.2. Modelo de descarburación: topología paralela (Vi = variables de entrada).

Es usual predecir simultáneamente ambos parámetros (E_f y T_f) utilizando sólo las variables de entrada (Vi), pero de acuerdo con la naturaleza del problema se puede predecir primero la E_f, calcular a partir de ella el volumen de O_2 a soplar (vol_O_2) y posteriormente estimar la T_f. Esta es la filosofía del modelo secuencial (figura 4.3). Dado que el oxígeno calculado será el que se sople durante la fase, se puede utilizar como una nueva variable de entrada.

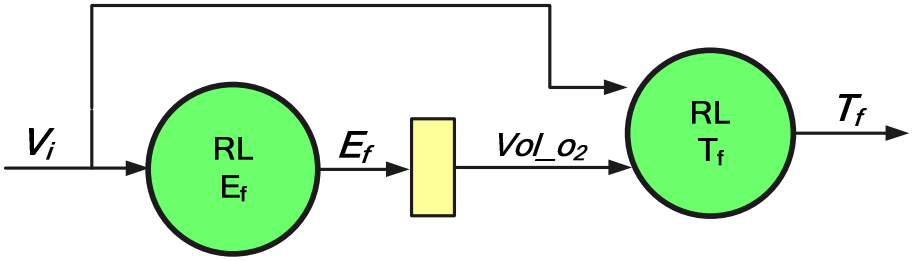


Figura 4.3. Modelo de descarburación: topología secuencial (Vi = variables de entrada).

De las dos topologías presentadas, se ha elegido la secuencial. La razón principal es que estima la temperatura con una variable adicional, que aporta información relevante. No obstante, al final del capítulo 5 se muestra cómo influye la topología sobre el comportamiento del modelo de descarburación. Se comparan ambas arquitecturas y se escoge la que proporciona mejores resultados.

4.4. Análisis de la población de datos

A lo largo de más de tres años se ha recopilado una población de datos para construir el modelo de descarburación. Para su recolección se ha contado con el conocimiento, la experiencia y el trabajo de los operadores de distintos grupos de producción (especialmente los grupos D y E) de la factoría de ACERINOX, en Algeciras.

Durante el proceso de producción se realiza un análisis químico y una toma de temperatura al inicio de la primera fase de soplado (para conocer las condiciones de partida) y otra al final de éstas (para comprobar que las condiciones finales cumplen las restricciones). De esta manera, no se realizan análisis ni mediciones de temperatura entre las distintas fases. Sin embargo, para calcular todas las variables del modelo es necesario conocer las condiciones iniciales y finales de cada fase ($C_{_ini}$, $C_{_fin}$, $S_{_ini}$, etcétera). Por ello, y de forma excepcional, se ha realizado para todas las coladas incluidas en la población análisis químicos (de C y de Si) y mediciones de temperatura en cada inicio y final de fase.

La población contiene casi 4000 casos, que representan el proceso de descarburación en una fase de soplado. El proceso de refinado en el AOD consta normalmente de 2 ó 3 fases de soplado, por lo que se puede extraer hasta tres casos de cada colada.

En un proceso industrial informatizado, como el de la producción del acero inoxidable, se pueden almacenar datos relacionados con la producción que sean erróneos o imprecisos. Por ello se revisó la población y se detectaron muchos casos donde los caudales de soplado no eran constantes a lo largo de la fase o que se utilizaron adiciones atípicas, debido a las necesidades de producción en ese momento. Otros incluían valores erróneos o variables cuyo valor era desconocido, debido fundamentalmente a problemas informáticos durante el proceso de producción.

Se realizó un estudio exhaustivo de cada caso, eliminando aquellos con valores erróneos o que están fuera de los patrones generales de producción, para evitar una posible contaminación de los datos.

Un estudio previo sobre la población detectó que los casos siguen una distribución normal (figura 4.4). Variables como caudal de oxígeno soplado, carbono eliminado y

temperatura inicial tienen una distribución no normal. Estas características de los datos nos obligan a dividir la población para poder aplicar métodos lineales: uno de los requerimientos de aplicación de la regresión lineal es la distribución normal de las variables predictivas [45]. Un análisis más detallado se realizó mediante el estudio de las componentes principales. En el siguiente apartado se muestra las conclusiones obtenidas.

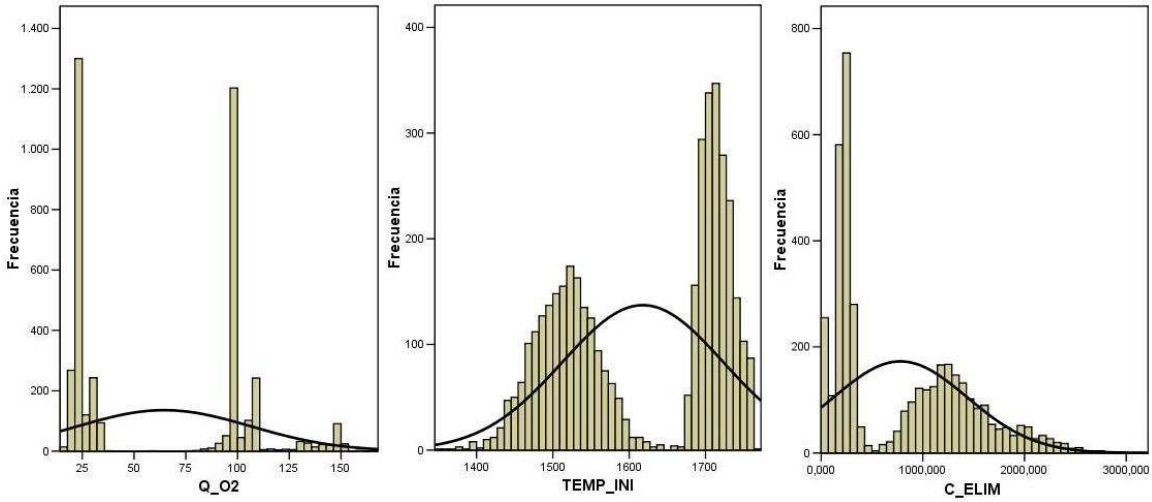


Figura 4.4. Histogramas de 3 variables de entrada: caudal de oxígeno, temperatura inicial y carbono eliminado

4.4.1. Análisis de componentes principales

El Análisis de Componentes Principales permite cambiar y reducir en su caso, la dimensionalidad de una población desde sus variables originales hasta un reducido número de componentes, manteniendo tanta información como sea posible [46]. Se puede analizar las características más importantes de una población a partir del estudio de sus primeras componentes principales, las cuales contienen o explican un alto porcentaje de la varianza de los datos. Las representaciones gráficas en 2 y 3 dimensiones son de gran utilidad para detectar patrones en los datos.

El principal inconveniente del Análisis de Componentes principales basado en matrices de covarianza es la sensibilidad de las Componentes Principales (CP) respecto de las unidades de medida utilizadas. Las variables cuyas varianzas sean mayores tenderán a dominar las primeras CP [47]. Las variables de entrada tienen un rango de valores diferentes significativamente unas de otras; por ejemplo la $T_{_ini}$ oscila entre 1350ºC y 1768ºC, mientras que $C_{_ini}$ lo hace entre 2,73% y 0,007%. Por ello, fue conveniente realizar una normalización previa de las variables de entrada. Para este fin se utilizó la siguiente fórmula:

$$w_n = \frac{x_n - \overline{X}}{\delta} \quad \forall\, x_n \,\varepsilon\, X \qquad [e_{4.10}]$$

Donde x_n representa el valor n-ésimo de la variable X y w_n su valor normalizado. $\overline{X}$ y δ son el valor medio y la desviación típica de la variable X, respectivamente.

En la tabla 4.3 se muestra qué porcentaje de información de los datos explica cada una de las primeras componentes principales: la primera explica el 47,5% de la varianza, la segunda el 11,05% y la tercera el 5,47%. Cada una de las restantes explica un pequeño porcentaje adicional de la varianza. Se han analizado las tres primeras CP, dado que representan más del 64% de la varianza de los datos y puesto que incluir una componente adicional no aumentaría significativamente este valor.

Componentes Principales	Explicación de la varianza
CP 1	47,5%
CP 2	11,0%
CP 3	5,5%
CP 4	4,5%
CP 5	3,4%
CP 6	3,1%
CP 7	3,0%
CP 8	2,8%
CP 9	2,6%
CP 10	2,5%
CP 11	2,1%
CP 12	1,9%
CP 13	1,7%
CP 14	1,6%
CP 15	1,3%
CP 16	1,2%
CP 17	0,9%

Tabla 4.3. Presentación de qué porcentaje de los datos originales explica las CP más significativas

En la tabla 4.4 se muestran algunas de las variables del modelo y su contribución a las tres primeras componentes principales (CP). Se han coloreado los recuadros en función de su

valor absoluto: en rojo valores mayores que 0,4, en verde valores entre 0,2 y 0,4 y en amarillo aquellos cuyo valor es inferior a 0,2.

Variables como temperatura inicial, ratio de soplado, Si eliminado y porcentaje final de carbono, fuertemente relacionados con la fase de producción, tienen un coeficiente alto para la primera componente. Para la segunda CP, son las variables que caracterizan la producción de aceros ferríticos las que tienen un valor mayor: Mn en la fase 1º, familia ferrítica y Kg chatarra adicionados. Finalmente, las adiciones de materiales FeMo, que casi exclusivamente se utiliza para la familia austenítica molibdeno en primera fase, son las que tienen más peso para la tercera componente.

Variables de entrada	CP 1	CP 2	CP 3
Ratio medio	-0,23	0,00	0,00
$O2_{_AC}$	0,23	-0,04	0,01
E_{f_ANT}	0,23	-0,04	0,00
T_ini	0,22	0,02	-0,03
C fin	-0,22	0,00	-0,05
$O2_{_REM_AC}$	0,22	0,01	0,01
$Si_{_elim}$	-0,20	0,01	-0,08
Ferrítica	0,00	-0,46	0,15
$Mn_{_CTV}$	0,00	0,42	-0,12
Kg_chatarra	-0,12	-0,26	-0,12
Kg_OxMo	-0,06	0,14	0,53
$Cr_{_CTV}$	-0,01	0,17	-0,31
$S_{_CTV}$	0,00	0,08	0,25
ÍB	0,07	-0,03	0,22
Kg_Níquel	-0,09	0,10	0,21

Tabla 4.4. Parámetros asociados a las tres primeras componentes principales.

Tras analizar las CP más significativas, se ha procedido a la proyección de la población en el espacio de las dos y tres primeras componentes (figuras 4.5). Se aprecia que los datos están distribuidos en grupos. Visualmente se pueden detectar agrupaciones de 2, 4 ó 5 conjuntos.

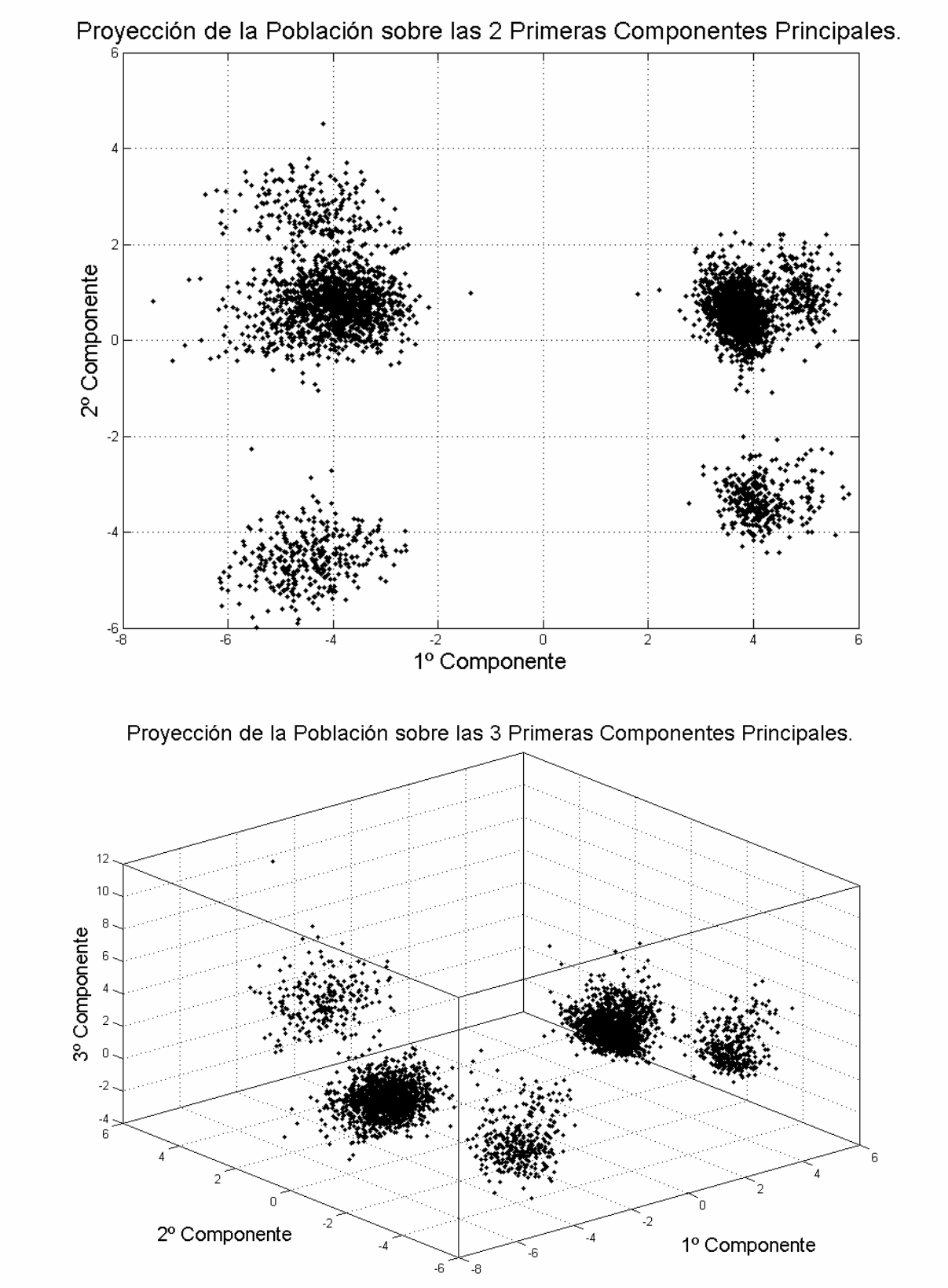


Figura 4.5.Proyección de la población sobre las primeras 2 y3 componentes principales.

En resumen, los análisis de la población de datos concluyen que casi dos terceras partes de su varianza se caracteriza por la fase de soplado y el tipo de familia de acero. Las proyecciones en 2 y 3 dimensiones nos ilustran la existencia de patrones en la población. Sería conveniente utilizar un método de división de los datos en grupos de similares características, de forma que el método de estimación de E_f y T_f pudiera adaptarse mejor a cada uno de ellos. En el siguiente apartado se explica el método utilizado para este propósito y los resultados obtenidos.

4.5. División de la población de datos

Tras el estudio de los histogramas y las componentes principales abordamos la división de la población en grupos con características más específicas. Es necesario determinar en base a qué características y cuantos grupos sería recomendable tener.

La población está compuesta por 3 familias de acero distintas. Dentro de cada familia de acero existen diferencias significativas en cuanto a composición química y el tipo de adiciones utilizadas para su ajuste. Por otro lado, la mayoría de los aceros inoxidables se producen en 3 fases. Otra característica en la que nos podríamos basar para dividir los datos es el uso, o no, de la lanza de soplado. Realizar la división en función de todas estas propiedades daría un número de combinaciones posibles excesivamente alto. Además, los datos podrían contener características difíciles de detectar a simple vista en las que nos podríamos basar para realizar una mejor división.

Por todo ello, se presenta una metodología que divide la población en función de sus características principales. La metodología utilizada combina el análisis de componentes principales y el algoritmo de las K-medias [48-49].

El algoritmo de las K-medias divide una población de n casos en K grupos o conjuntos. Cada grupo tiene asignado un centroide, que representará el centro de cada conjunto. El objetivo de este algoritmo es minimizar la suma de las distancias cuadráticas entre los centroides y los casos. Este procedimiento se divide en los siguientes pasos:

1. Elegir la posición inicial de los K centroides.

2. Asignar a cada caso el centroide cuya distancia Euclídea sea menor.

3. Actualizar la posición de los centroides respecto de sus casos, de manera que la suma de las distancias Euclídea entre casos y centroides sea mínima.

4. Si la posición de los centroides no ha cambiado entre 2 iteraciones, entonces el algoritmo converge a una solución y el procedimiento termina. En otro caso, volver al paso 2.

Una desventaja de este procedimiento es que puede converger a mínimos locales, en función de la posición inicial de los centroides [50]. Por ello, se realizaron diferentes inicializaciones para intentar encontrar mínimos globales, obteniendo resultados similares. La primera consiste en un posicionamiento aleatorio de los centroides y la segunda ejecuta previamente el algoritmo con un 10% aleatorio de los casos.

Una de las restricciones del algoritmo de las K-medias es que hay que especificar previo a su ejecución el número de grupos (K) entre los que hay que separar los casos. Éste valor se ha calculado a partir de un análisis visual de la proyección de los casos sobre las 3 primeras CP y el conocimiento del proceso de fabricación. Se han elegido como valores de K 2 y 5.

Conocidos los fundamentos del algoritmo de las K-medias, veremos el método de división utilizado, que está compuesto de los siguientes pasos:

1. Se calculan las componentes principales de las variables de entrada de la población. En caso necesario se tipifican las variables.

2. De entre todas las componentes obtenidas, se eligen las que explican la mayor variación de los datos. En este caso se han seleccionado las tres primeras que contienen más de 64% de la información original.

3. Se aplica el método de las K-medias para agrupar los casos en los distintos grupos, cuyo número ha sido especificado previamente.

4.5.1. División en 5 grupos

Los resultados de una división en cinco grupos se muestran en la tabla 4.5 y en las figuras 4.6.a y 4.6.b. Los grupos se identifican mediante un número (1’, 2’, 3’, 4’ y 5’). Las agrupaciones 2’ y 5’ tienen un número de casos suficientemente alto para construir el modelo, sin embargo las restantes (1’, 3’ y 4’) tienen un número escaso.

Grupo	Número de Casos	Distancia media al Centroide	Color
1’	343	1,79	Verde
2’	1359	0,48	Amarillo
3’	250	1,91	Rojo
4’	341	4,86	Morado
5’	1699	0,95	Azul

Tabla 4.5. Descripción de los cinco grupos obtenidos.

Se han analizado los grupos para conocer qué propiedades los definen. En la tabla 4.6 se presenta una descripción de todos ellos, en función de las características detectadas: familia de acero y fase de producción.

Grupo	Número de Casos	Característica Principal del Grupo		
		Fase	Familia de Acero	%
1’	343	1	Ferrítica	100%
2’	1359	1	Austenítica normal	99,5%
3’	250	1	Austenítica molibdeno	99,6%
4’	341	>1	Ferrítica	100%
5’	1699	>1	Austenítica normal y molibdeno	100%

Tabla 4.6. Características de los cinco grupos obtenidos.

Hay definidos tres grupos para la primera fase (1’,2’ y 3’) y dos (4’ y 5’) para los casos de fase mayor que 1 (> 1). El método aplicado sugiere separar los casos de familia ferrítica (para fase 1 y > 1) de las restantes, mientras que sólo recomienda discriminar los casos de familia austenítica molibdeno respecto de la austenítica normal en la primera fase.

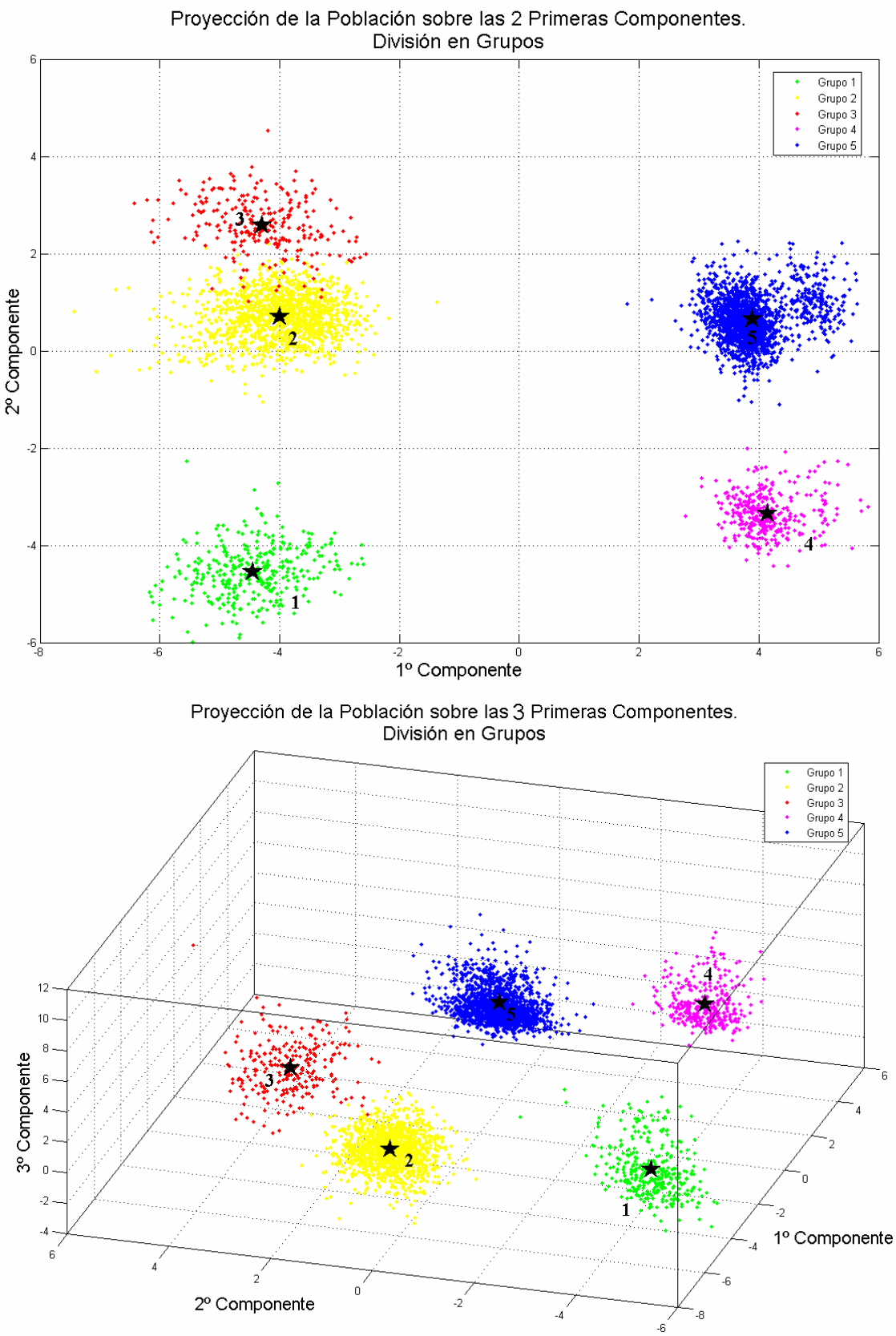


Figura 4.6. División de la población en cinco grupos. 4.6.a) Proyección en 2 dimensiones 4.6.b) Proyección en 3 Dimensiones

4.5.2. División en 2 grupos

Como alternativa a la división en 5 grupos se realizó otra en 2 agrupaciones. En la figura 4.7 se presenta gráficamente la división de los datos en dos grupos y en la tabla 4.7 se muestra una descripción de cada uno de ellos. El método ha dividido perfectamente en función de la fase de producción: fase 1 (grupo 1) frente a fase mayor que 1 (grupo 2). Aunque las fases de soplado segunda y tercera tienen unas pautas de fabricación diferentes, el método recomienda agruparlas conjuntamente. Los dos grupos tienen un número de casos suficientemente alto para construir un modelo (véase la tabla 4.7).

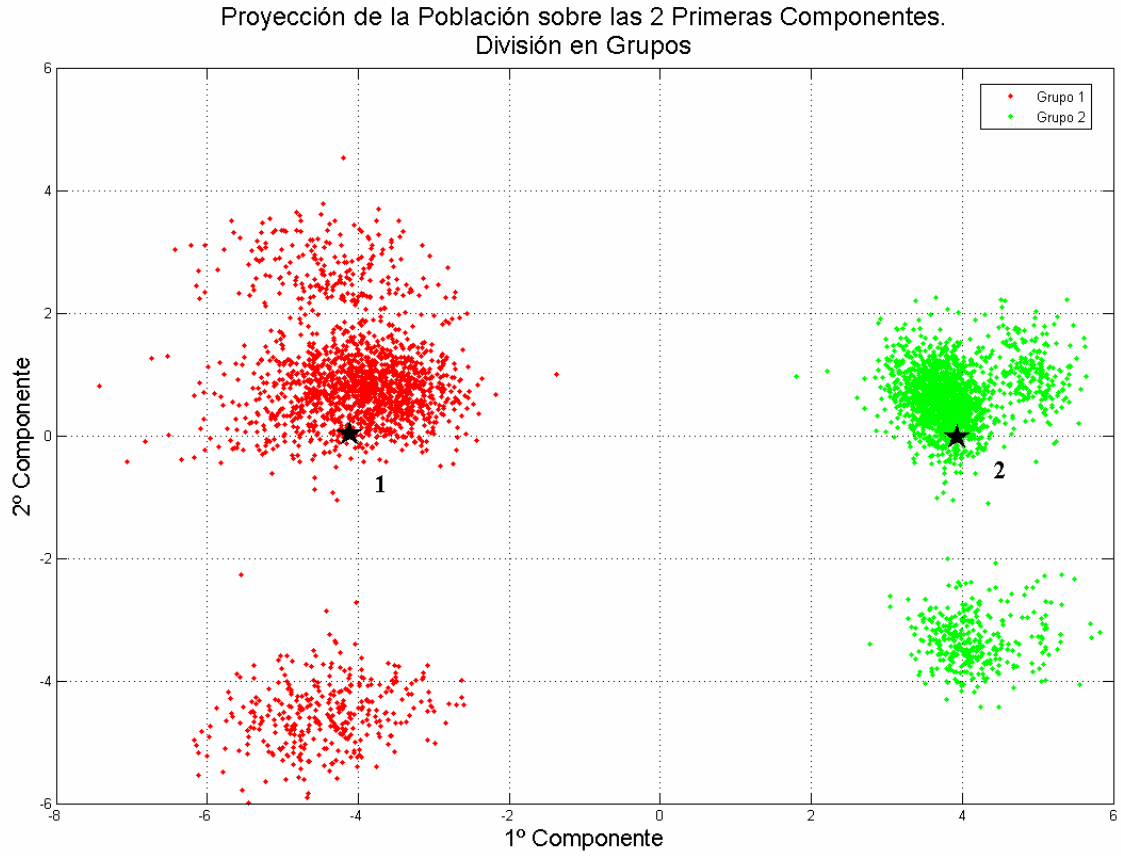


Figura 4.7. División de la población en dos grupos.

Los casos del segundo grupo están más concentrados que los del primero (tabla 4.7). Esto puede deberse a que las condiciones iniciales (análisis químico) y las operaciones realizadas (adiciones de materiales) en la primera fase son más heterogéneas entre sí. Por el contrario una vez realizado una fase de soplado, las condiciones de partida son más homogéneas (el C_ini está muy definido) y las adiciones son menos frecuentes y cuantiosas.

Grupo	Característica Principal del Grupo		Distancia media al Centroide	Número de Casos	%
	Fase	Familia de Acero			
1	1	Todas	9,06	1952	100%
2	>1	Todas	3,55	2040	100%

Tabla 4.7. Descripción de los dos grupos obtenidos.

En las tablas 4.8 y 4.9 se presentan los valores típicos (máximo, mínimo, valor medio y desviación típica, δ) de E_f y T_f para la segmentación en 5 y 2 grupos. Los valores de E_f y T_f para las 5 agrupaciones son, en general, muy parecidos entre sí y similares a los que tienen los 2 grupos.

Grupo	Fase	Familia	Valores Típicos							
			Eficiencia descarburación				Temperatura Final			
			Mín	Máx	Med	δ	Mín	Máx	Med	δ
1’	1	Ferr.	41,77	89,05	64,29	7,91	1647	1768	1716	22,93
2’	1	A.N	25,92	86,36	54,42	8,31	1650	1762	1716	20,59
3’	1	A.M	26,64	68,12	44,95	7,69	1657	1759	1711	19,99
4’	>1	Ferr.	1,18	95,94	48,75	22,30	1664	1763	1718	23,03
5’	>1	A.N+A.M	1,02	97,86	45,97	18,50	1636	1760	1714	21,65

Tabla 4.8. Valores típicos de las variables E_f y T_f para las agrupaciones de una división en 5 grupos.

Grupo	Fase	Familia	Valores Típicos							
			Eficiencia descarburación				Temperatura Final			
			Mín	Máx	Med	δ	Mín	Máx	Med	δ
1	1	Todas	25,91	89,05	54,91	9,77	1647	1768	1715,4	21,01
2	>1	Todas	1,02	97,86	46,51	19,13	1636	1763	1714,6	21,96

Tabla 4.9. Valores típicos de las variables E_f y T_f para las agrupaciones de una división en 2 grupos.

Hay que destacar que los casos ferríticos de primera fase (grupo 1’) tienen un valor medio y mínimo de E_f más alto que las otras agrupaciones de primera fase (2’ y 3’), lo que puede implicar unas características de producción significativamente diferentes de las otras familias de acero.

En la tabla 4.10 se muestran las correlaciones existentes entre las variables de entrada y la E_f y T_f para la población completa, la división en 2 grupos y en 5 grupos. Las correlaciones obtenidas para toda la población muestran la existencia de una relación

significativa entre algunas variables de entrada y la E_f, mientras que la T_f tiene correlaciones muy bajas.

Variables	Toda la Población		División 2 Grupos				División 5 Grupos									
			Grupo 1		Grupo 2		Grupo 1'		Grupo 2'		Grupo 3'		Grupo 4'		Grupo 5'	
	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f	E_f	T_f
AOD	0,1	0,1	0,3	-0,1	0,0	0,2	0,3	0,0	0,4	-0,1	0,1	-0,2	0,0	0,1	0,0	0,2
Vida	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,2	-0,1	0,0	0,0
Q_{O2}	0,2	0,0	-0,1	-0,2	0,0	0,2	-0,2	-0,2	-0,1	-0,1	-0,2	-0,3	0,1	0,0	0,0	0,2
Q_{TOT}	0,1	0,0	-0,1	-0,2	-0,2	0,2	-0,2	-0,2	-0,1	-0,1	-0,2	-0,3	-0,1	0,1	-0,3	0,2
Ratio	0,3	0,0	-0,1	0,0	0,3	0,1	-0,1	-0,1	0,0	0,1	0,0	-0,1	0,3	-0,1	0,3	0,1
T_ini	-0,3	0,1	0,0	0,1	-0,1	0,5	0,2	0,0	0,0	0,2	0,1	0,1	-0,2	0,6	0,0	0,5
P_ini	-0,1	0,0	0,2	0,1	0,1	0,0	0,3	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,3	-0,1	0,1	0,0
P_fin	0,1	0,0	0,2	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,2	0,0	0,2	-0,1	0,1	0,0
C_ini	0,4	0,0	0,6	0,0	0,8	-0,3	0,2	0,1	0,6	-0,1	0,7	0,1	0,8	-0,5	0,8	-0,3
C_fin	0,3	-0,1	0,0	-0,3	0,6	-0,4	0,2	-0,5	0,0	-0,3	0,1	-0,3	0,6	-0,5	0,6	-0,4
C_{ELIM}	0,4	0,0	0,7	0,1	0,8	-0,3	0,4	0,3	0,7	0,0	0,8	0,2	0,8	-0,4	0,8	-0,2
SI_ini	0,2	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,2	-0,1	0,1	0,1	0,1	0,0			0,0	0,0
SI_{ELIM}	0,3	0,0	0,2	0,1	-0,1	0,0	0,2	-0,1	0,3	0,1	0,2	0,1	-0,1	0,1	-0,1	0,0
S_{CTV}	0,0	-0,1	0,0	-0,1	-0,1	0,0	0,1	0,1	0,1	-0,2	0,1	-0,1	-0,1	0,1	-0,1	0,0
CR_{CTV}	0,1	-0,1	-0,2	0,1	0,2	-0,2	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	-0,3	0,2	-0,1
MN_{CTV}	-0,2	0,0	-0,5	0,1	-0,1	0,0	0,1	0,1	-0,3	0,2	0,0	0,0	-0,1	0,0	-0,1	0,1
Kg_chat.	0,2	0,0	0,2	0,0	-0,1	0,2	-0,3	0,0	-0,2	0,0	-0,1	0,1	-0,1	0,2	-0,1	0,1
Kg_cal	0,3	-0,1	-0,1	0,1	0,2	-0,2	-0,2	0,1	0,0	0,0	-0,1	0,2	0,2	-0,3	0,2	-0,2
Kg_Níquel	0,1	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,1			0,2	0,0	0,2	-0,1			0,0	0,1
Kg_FeNi	0,1	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,0			0,1	-0,1	0,1	0,1			0,0	0,0
Kg_FeCr	0,1	0,0	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Kg_FeMo	0,0	0,0	0,0	0,0	-0,1	0,0			0,1	0,0	0,2	0,0			-0,1	0,0
Kg_OxMo	-0,1	-0,1	-0,4	-0,1	0,0	0,0	-0,1	-0,1	0,0	0,0	-0,3	0,0			0,0	0,0
O_2_OxMo	-0,1	-0,1	-0,4	-0,1	0,0	0,0	-0,1	-0,1	0,0	0,0	-0,4	0,0			0,0	0,0
IB	-0,2	0,0	-0,2	0,0	-0,2	0,1	-0,2	0,1	-0,3	-0,1	-0,1	0,0	-0,3	0,2	-0,2	0,0
P_{CO}	0,3	0,0	0,0	0,0	0,3	0,1	-0,1	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	-0,1	0,3	0,1
$GI_{soplado}$		0,1		0,0		0,2		0,1		-0,1		0,0		0,1		0,3
$O2_{soplado}$		0,1		0,1		0,3		0,2		0,0		0,3		0,1		0,3
E_{f_ANT}	-0,2	0,0			0,2	0,0							0,5	-0,1	0,2	0,0
E_f		-0,3		0,1		-0,5		0,1	1,0	0,0	1,0	0,1		-0,6		-0,5

Tabla 4.10. Correlación de Pearson entre las variables de entrada y la Ef y Tf para la población completa, división en 2 grupos y división en 5 grupos. Los valores de correlación se colorean en función de su valor absoluto: en color rojo para un valor mayor que 0,4, naranja mayor que 0,2 y en amarillo mayor que 0,1.

Cuando se dividen los datos en 2 grupos, se aumentan considerablemente las correlaciones. Los valores obtenidos para la E_f son mayores, llegando incluso a alcanzar 0,8. La T_f está correlacionada con un mayor número de variables y de una forma más significativa.

Analizando los resultados obtenidos para los 5 grupos se aprecia que, en general, no aumentan significativamente las correlaciones respecto de las obtenidas para los 2 grupos.

La metodología utilizada propone dos posibles divisiones de los datos en 2 y 5 grupos, en función de dos características fundamentales como son la familia de acero y la fase de producción. Estas divisiones aumentan las correlaciones entre las variables de entrada y E_f y T_f. Se aplicarán métodos lineales para las divisiones obtenidas y se seleccionará la división que mejore los resultados de estimación.

4.6. Estimación de las variables críticas de la descarburación mediante Regresión Lineal

Tras el análisis y división de los datos, se estudian posibles métodos para estimar los dos parámetros críticos del proceso de descarburación. Dada la alta correlación existente entre las variables de entrada y las variables a predecir se ha seleccionado el método de regresión lineal ([51-54]).

Se trabaja con las divisiones propuestas por el algoritmo: 2 y 5 grupos. Para cada uno de estos 7 grupos se realiza una regresión para estimar la E_f y otra para la T_f .

Para validar los resultados obtenidos con cada regresión se han seleccionado de forma aleatoria 85% de los casos para realizar su cálculo y un 15% para verificar que el modelo obtenido proporciona buenos resultados con nuevos datos. Aunque esta selección sea aleatoria, a veces puede ocurrir que el 15% reservado para la validación no sea representativo; los errores de validación obtenidos pueden ser muy inferiores o superiores a los conseguidos en el entrenamiento. Este problema ha ocurrido fundamentalmente para la división en 5 grupos, dado que algunos de ellos tienen un reducido número de casos.

A cada grupo se le han realizado 5 divisiones distintas para el cálculo y validación de los resultados (85-15%). Se han calculado regresiones para cada una de estas divisiones y se ha seleccionado la que proporciona mejores resultados (la que tiene un error de validación menor, pero similar al error de cálculo de la regresión).

Para evitar estos sucesos se han realizado 5 selecciones distintas para cada grupo (85-15%), se han calculado las regresiones que estiman los dos parámetros críticos (5 regresiones para E_f y 5 para la T_f) y seleccionado las que proporcionan mejores resultados (un error de validación menor).

Comprobados los requerimientos de aplicación de regresión lineal para cada grupo: normalidad, homocedasticidad, linealidad; se ha utilizado el método de pasos sucesivos para reducir el número de variables de entrada.

La bondad de ajuste de las regresiones se cuantifica mediante los conocidos coeficiente de correlación múltiple (R), el coeficiente de determinación (R^2), el R^2 corregido y el error absoluto medio y máximo. La fórmula de estos últimos se muestra a continuación:

$$\text{error_abs_medio} = \frac{\sum_{i=1}^{N} |y_i - e_i|}{N} \qquad [e_{4.11}]$$

$$\text{error_abs_máx} = \text{máximo} \{ |y_i - e_i| \} \; 1 \le i \le N \qquad [e_{4.12}]$$

donde y_i es la salida real del caso i-ésimo, e_i su salida estimada y N el número de casos.

Las tablas 4.11, 4.12, 4.13 y 4.14 muestran los resultados de la construcción de modelos de regresión lineal para las dos divisiones elegidas. Todas ellas presentan el número de variables seleccionadas por el método de pasos sucesivos, el R, R^2, el R^2 corregido y los errores absolutos medio y máximo obtenidos en la creación y validación de los modelos.

4.6.1. Estimación de la E_f para divisiones en 2 y 5 grupos

En la tabla 4.11 se presentan los resultados de las mejores regresiones calculadas para la E_f para la división en 5 grupos. El R^2 supera el 0,8 en todas ellas y el número de variables requeridas se ha reducido considerablemente de las 36 iniciales hasta menos de 16.

Las regresiones seleccionadas para estimar la E_f para los 2 grupos se muestra en la tabla 4.12. Los resultados son en general parecidos a los obtenidos para los 5 grupos: un coeficiente de determinación alto y un número de variables reducido. El grupo 1 (que engloba 1', 2' y 3') tiene un error medio de validación ligeramente superior (2,27 frente a 2,16, 2,0 y 1,74), mientras que el error medio de validación obtenido para la agrupación 2 (que engloba 4' y 5') no aumenta significativamente (6.59 frente a 7 y 6,02).

Grupo	Número de Variables	R	R^2	R^2 Corregido	Construcción (85%) Error Absoluto		Validación (15%) Error Absoluto	
					Medio	Máximo	Medio	Máximo
1'	13	0,940	0,883	0,877	1,98	8,42	2,16	6,26
2'	15	0,950	0,903	0,902	1,99	13,17	2,00	8,53
3'	11	0,961	0,924	0,920	1,66	7,48	1,74	4,18
4'	10	0,909	0,826	0,820	7,29	32,15	7,00	22,87
5'	14	0,908	0,824	0,822	5,97	31,87	6,02	21,54

Tabla 4.11. Regresiones lineales para la estimación de la E_f en una división en 5 grupos.

Grupo	Número de Variables	R	R^2	R^2 Corregido	Construcción (85%)		Validación (15%)	
					Error Absoluto		Error Absoluto	
					Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	17	0,958	0,919	0,918	2,16	14,21	2,27	9,51
2	14	0,905	0,819	0,818	6,28	33,37	6,59	34,06

Tabla 4.12. Regresiones lineales para la estimación de la Ef en una división en 2 grupos.

4.6.2. Estimación de la T_f para divisiones en 2 y 5 grupos

En las tablas 4.13 y 4.14 se muestran los resultados de las mejores regresiones calculadas para la T_f para divisiones en 5 y 2 grupos, respectivamente. El error absoluto medio de validación para casos de 1º fase (grupos 1, 1', 2' y 3') se encuentra en el entorno de 12ºC, mientras que el obtenido para casos de fase mayor que 1 (grupos 2, 4' y 5') es aproximadamente 7,5. El número de variables de entrada seleccionados por el método de pasos sucesivos en todos los grupos de ambas divisiones es inferior a 20. Aunque este número se reduce significativamente cuando se trabaja con 5 grupos en vez de con 2. Al igual que ocurre con la E_f la división en 5 grupos proporciona un error general ligeramente inferior que para 2 grupos y los errores máximos son altos para ambas divisiones.

Grupo	Número de Variables	R	R^2	R^2 Corregido	Construcción (85%)		Validación (15%)	
					Error Absoluto		Error Absoluto	
					Medio	Máximo	Medio	Máximo
1'	9	0,748	0,560	0,546	12,22	43,01	12,12	29,31
2'	19	0,699	0,489	0,480	11,66	63,50	11,65	38,05
3'	14	0,733	0,537	0,505	11,41	42,06	13,05	37,30
4'	8	0,911	0,830	0,825	6,99	37,57	7,53	31,47
5'	12	0,878	0,772	0,770	7,66	49,10	7,39	43,73

Tabla 4.13. Regresiones lineales para la estimación de la T_f en una división en 5 grupos.

Grupo	Número de Variables	R	R^2	R^2 Corregido	Construcción (85%)		Validación (15%)	
					Error Absoluto		Error Absoluto	
					Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	19	0,706	0,498	0,493	12,03	56,46	11,87	44,29
2	13	0,885	0,784	0,782	7,58	48,61	7,62	36,29

Tabla 4.14. Regresiones lineales para la estimación de la T_f en una división en 2 grupos.

Se han presentado los resultados de regresiones lineales para estimar E_f y T_f sobre distintas divisiones de la población. Los modelos construidos con mayor número de grupos

especializados requieren menor número de variables de entrada y reducen, en general, ligeramente el error absoluto medio y máximo de validación. Sin embargo, aumentan en número total de regresiones, de 4 a 10 (5 para E_f y 5 para T_f), y se complica su mantenimiento. Otra desventaja de dividir en 5 grupos es que el número de casos que contienen tres de ellos es inferior a 350.

Por tanto es preferible disponer de 4 regresiones (2 para E_f y 2 para T_f) construidos con poblaciones de 2000 casos aproximadamente, dado que se proporciona simplicidad y robustez, aunque el error de estimación sea un poco mayor que el obtenido con una división alternativa.

En este capítulo se han descrito las variables utilizadas para la implementación del modelo. Se ha analizado y dividido la población adquirida. La estimación de los parámetros críticos del proceso de descarburación utilizando regresiones lineales ha proporcionado resultados muy aceptables. No obstante, sería interesante aplicar otro tipo de métodos por si se adaptan mejor al problema en cuestión.

CAPÍTULO 5

Modelo de descarburación: implementación mediante redes neuronales

5.1. Introducción

En el capítulo 4 se explicó el modelo de descarburación para estimar la eficiencia de descarburación y la temperatura final en una fase de soplado. Se presentaron las variables seleccionadas para su construcción. Se realizó un análisis sobre la población de datos adquirida, concluyendo la necesidad de dividirla. La aplicación del método diseñado aconsejaba hacer una división en 2 ó 5 grupos. Se trabajó sobre estas 2 segmentaciones de los datos, aplicando regresión lineal para estimar los parámetros críticos del proceso de descarburación.

En este capítulo se presenta una implementación alternativa del modelo de descarburación. En lugar de aplicar sistemas lineales, como la regresión lineal, se van a utilizar técnicas no lineales como son las redes neuronales.

Se incluye en este capítulo una breve reseña histórica de la neurocomputación y las bases teóricas de las redes neuronales, haciendo especial hincapié en el perceptrón multicapa (MLP).

5.2. Redes Neuronales Artificiales

5.2.1. Breve historia de la neurocomputación

Desde la llegada del primer ordenador (ENIAC) en 1946 hasta los años 80, la mayoría de las aplicaciones de procesamiento de información utilizaron cómputo programado. Resolver un problema implicaba desarrollar un algoritmo o un conjunto de reglas. En muchos casos no era posible obtener las reglas y procedimientos que controlaran un proceso, con lo que era imposible aplicar de forma fiable la programación tradicional para resolverlo. Como consecuencia surge un nuevo método de procesado de la información que no requiere desarrollo de algoritmos o reglas. Esta metodología recibe el nombre de neurocomputación.

Esta nueva técnica permite abordar aquellos problemas cuyas reglas o algoritmos desconocemos (principalmente en áreas como procesado de sensores, reconocimiento de formas, análisis de datos de control, etc.).

La neurocomputación nace a mediados del siglo XX, cuando Warren McCulloch y Walter Pitts conciben los fundamentos de la computación neuronal. En 1943 publicaron *"A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity"* [57], donde se muestran formas simples de redes neuronales que pueden computar funciones aritméticas. Seis años más tarde, Donald Hebb presenta a la comunidad científica la primera ley de aprendizaje para las redes de neuronas artificiales [58].

En 1962, Frank Rosenblatt introdujo y desarrolló una amplia gama de redes neuronales artificiales llamadas perceptrones simples, cuya regla de aprendizaje utilizaba un ajuste iterativo más potente que la regla presentada por Hebb [59]. Dos años antes Bernard Widrow y Marcian Hoff, de la Universidad de Standford, desarrollaron una regla de aprendizaje parecida, que es la precursora de la regla de retropropagación para redes multicapa [60].

A finales de los años sesenta la neurocomputación sufrió un buen varapalo, cuando Marvin Minsky y Seymour Papert [61] mostraron las limitaciones del perceptrón simple para aprender funciones lógicas básicas. Dos décadas después se presentará un método general efectivo de entrenamiento de redes multicapa (la regla Delta generalizada), que permite

resolver, entre otros, el problema XOR. Esto acallará las críticas realizadas y producirá una gran explosión en el campo de la neurocomputación.

Mientras tanto, se desarrollaban otro tipo de redes neuronales, las redes de memoria asociativa. En 1972 Teuvo Kohonen, profesor de la Universidad Tecnológica de Helsinki, y James Anderson, de la Universidad de Brown, presentaron sus trabajos sobre este campo [62-64]. Una década más tarde se desarrolló una teoría de redes neuronales autoorganizadas, llamada teoría de resonancia adaptativa [65-66].

Ya en los años 80, John Hopfield presentó varias redes neuronales con pesos fijos y activaciones adaptativas que pueden resolver problemas de optimización combinatoria con restricciones, como el problema del viajante [67-68].

En 1987 se celebró en San Diego la primera conferencia abierta sobre redes neuronales, con más de 1700 participantes, y se formó la *International Neural Network Society* (INNS). En 1988 nace la revista *Neural Networks*, le sigue la revista *Neural Computation* en 1989 y la *IEEE Transaction on Neural Networks* en 1990. Posteriormente han ido apareciendo muchas otras y se han creado Institutos de Investigación y programas de formación en Neurocomputación.

El campo de las redes neuronales artificiales (RNA) tiene una historia de más de 6 décadas. En los últimos años se ha desarrollado su teoría y se han utilizado para resolver infinidad de problemas. No obstante, la teoría de redes neuronales artificiales está todavía en la etapa inicial de su desarrollo.

5.2.2 Unidad de proceso: la neurona artificial

Las RNA son sistemas de procesamiento de información que poseen ciertas características de comportamiento inspiradas en el conocimiento actual que tenemos sobre el funcionamiento de las neuronas biológicas. Cualquier modelo de red neuronal consta de dispositivos elementales de proceso: las neuronas. En la figura 5.1 se muestra la estructura de una neurona biológica y una neurona artificial. Aunque sus estructuras sean similares, la RNA tiene un comportamiento más simplificado. A partir de este punto consideraremos únicamente las redes neuronales artificiales y nos referiremos a ella como redes neuronales a secas.

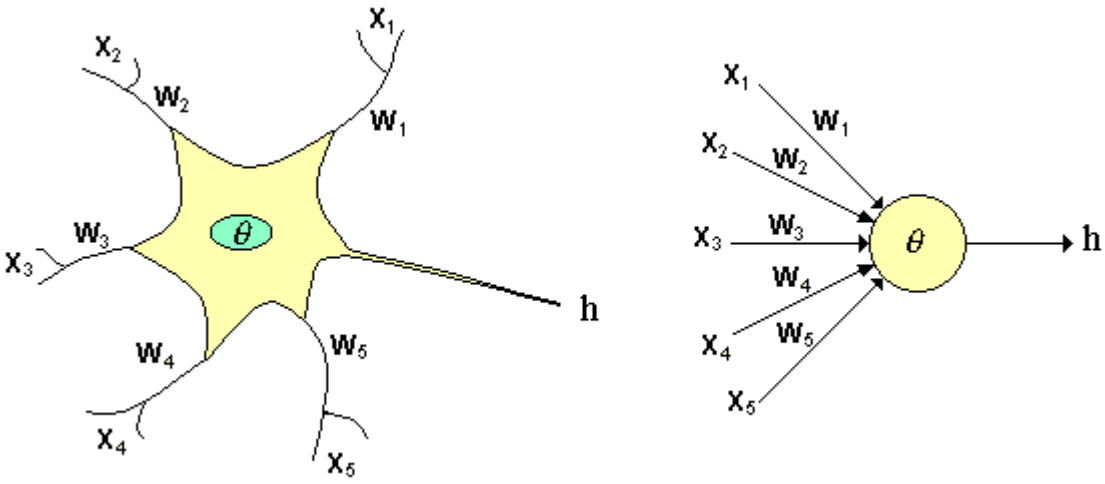


Figura 5.1. De la neurona biológica a la neurona artificial

Las entradas X_1, X_2, .., X_n llegan a la neurona, a través de una conexión sináptica que tiene asociado un peso W_i. Los pesos sinápticos W_1, W_2, …, W_n ponderan los valores de entrada X_i. Estas entradas pueden ser digitales o analógicas. En el primer caso los dos únicos valores que pueden tomar son 1 y 0. En el caso analógico, las entradas toman un valor dentro de un rango, por ejemplo [0,1]. Generalmente, el valor 1 representa a una neurona activada y el 0 a una desactivada. El modelo de neurona artificial (o neurona) más habitual calcula su potencial postsináptico realizando la suma ponderada de sus entradas con los pesos sinápticos:

$$h = \sum_{i=1}^{N} (W_i * X_i) - \theta \qquad [e_{5.1}]$$

Donde se ha añadido un parámetro θ denominado bias o umbral, según el modelo.

Al valor anteriormente calculado se aplica una función de activación o de transferencia *f()*, que proporciona la salida actual de la neurona Y. En muchos modelos *f()* es monótona creciente y continua, al igual que en muchas neuronas biológicas.

Las funciones más empleadas en las RNA se muestran en la figura 5.2. Las más simples son la lineal y la escalón; la función lineal a tramos (lineal saturada) es más plausible desde un punto de vista biológico. Cuando los algoritmos de aprendizaje requieren que la función de activación sea derivable se suelen emplear sigmoideas (con forma de letra 'S' aplastada).

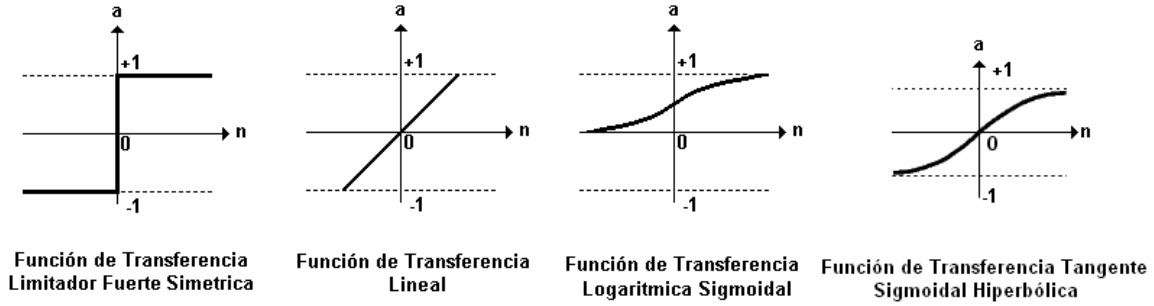


Figura 5.2: Funciones de transferencia más comunes.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, el modelo de neurona estándar es el siguiente:

$$y = f(h) = f\left(\sum_{i=1}^{N}(W_i * X_i) - \theta\right) \qquad [e_{5.2}]$$

Las neuronas se agrupan formando una arquitectura o red neuronal, la cual normalmente se estructura en capas. Existen distintos tipos de arquitecturas neuronales. Hablaremos de redes monocapa, cuando la arquitectura esté compuesta por sólo una capa de neuronas; y multicapa, cuando esté compuesta por varias. Una arquitectura de una red neuronal será realimentada cuando el flujo de salida de los datos realimente la entrada. En caso contrario, será una arquitectura unidireccional.

Una arquitectura neuronal puede trabajar según dos modos de operación: el de aprendizaje o entrenamiento y el de recuerdo o ejecución.

Habitualmente, los pesos sinápticos iniciales de la red son nulos o aleatorios, por lo que de partida no contienen ninguna información útil. Para que ésta sea operativa se necesita entrenar la red neuronal. Esto se conoce como modo aprendizaje, y consiste en encontrar un conjunto de pesos adecuado, para cada neuronal, que permita a la red realizar el tipo de procesamiento deseado. La modificación de los pesos sinápticos se realiza siguiendo un algoritmo de aprendizaje, que iterativamente actualiza los pesos, minimizando progresivamente la función de error. Los tipos básicos de aprendizaje son los siguientes:

• Supervisado**.** La red se entrena mediante un conjunto de pares de valores: valor de entrada de la red y valor de salida deseado. La red iterativamente ajusta sus pesos

sinápticos hasta que la salida para cada vector tiende a ser la deseada. De este modo, la RNA es capaz de estimar relaciones entrada/salida lineales y no lineales. Tendremos así reglas de aprendizaje basadas en la corrección del error, como la regla de retropropagación del error en el caso del Perceptrón y el algoritmo de mínimos cuadrados, muy utilizados en problemas de predicción.

• No Supervisado o Autoorganizado**.** Se presentan a la red multitud de patrones, pero sin adjuntar la respuesta deseada asociada. El sistema debe encontrar, por sí mismo, regularidades y extraer características comunes. Como ejemplo tenemos la regla de aprendizaje competitivo no supervisado (utilizada en problemas de agrupación de patrones y obtención de prototipos), la regla de Kohonen (utilizada en reconocimiento e identificación de patrones) y la regla de Hebb.

• Reforzado**.** Se sitúa a medio camino de los anteriores. Únicamente se proporciona a la red un índice global sobre su rendimiento actual.

El aprendizaje a partir de ejemplos es una de las características más destacables de las redes neuronales, que la dotan de una gran potencia para el desarrollo de aplicaciones complejas, puesto que permite encontrar automáticamente un cierto modelo del problema a partir de una población de datos experimentales.

Una vez el sistema neuronal se ha entrenado, en la mayor parte de los modelos, el aprendizaje se desconecta, permaneciendo los pesos y la estructura de la red fija. En ese momento la red neuronal está en disposición de procesar nueva información, proporcionando una respuesta ante un patrón o vector de entrada. Este es el modo recuerdo o de ejecución.

Finalmente, dependiendo del modelo concreto de neurona, de la topología de las conexiones y del algoritmo de aprendizaje empleado, se puede disponer de multitud de modelos de RNA. Los modelos más habituales son los unidireccionales de aprendizaje supervisado, como por ejemplo el perceptrón multicapa, que se explica a continuación.

5.2.3. El perceptrón multicapa

El perceptrón multicapa (MLP) [69] es una red neuronal artificial, formada por múltiples capas de neuronas, que permite resolver problemas que no son linealmente separables, principal limitación del perceptrón simple. El MLP es un conocido aproximador universal, que se utiliza frecuentemente como método de estimación [70].

El MLP es una red de alimentación hacia adelante compuesta por una capa de sensores de entrada, otra capa de neuronas de salida y un número determinado de capas intermedias, denominadas capas ocultas porque no tienen conexiones con el exterior. Cada sensor de entrada está conectado con las unidades de la primera capa oculta que, a su vez, están conectadas con las unidades de la segunda capa, y así sucesivamente (figura 5.3).

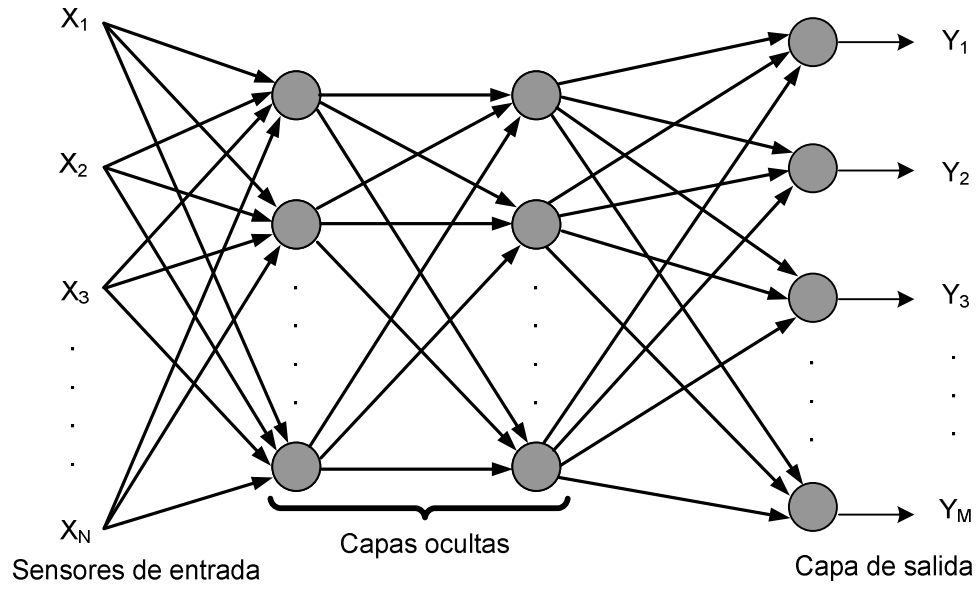


Figura 5.3. Topología del perceptrón multicapa

Como las entradas a las unidades de proceso de una capa son las salidas de las unidades de proceso de la capa precedente, el perceptrón multicapa con sólo una capa oculta implementa la siguiente función:

$$y_i = g_1\left(\sum_{j=1}^{L}(W_{ij} * S_j)\right) = g_1\left(\sum_{j=1}^{L}(W_{ij} * g_2\left(\sum_{r=1}^{N} W_{jr} * X_r\right))\right) \quad \forall\, i = 1,..,N \qquad [e_{5.3}]$$

donde w_{ij} es el peso sináptico de la conexión entre la unidad de salida i y la unidad de proceso j de la capa oculta; L es el número de unidades de proceso de la capa oculta, g_1 es la función

de transferencia de las unidades de salida, W_{jr} es el peso sináptico que conecta la unidad de proceso *j* de la capa oculta con el sensor de entrada *r* y g_2 es la función de transferencia de las unidades de la capa oculta.

Con este tipo de redes se pretende establecer una correspondencia entre un conjunto de entradas y un conjunto de salidas deseadas. Se dispone de un conjunto de patrones de entrenamiento y se conoce qué patrón de salida (Y_1, Y_2, ... , Y_M) corresponde a cada patrón de entrada (X_1, X_2, ... , X_N).

A partir de un conjunto de patrones de entrenamiento se requiere que la red aprenda una relación entre las entradas y las salidas, mediante algoritmos de aprendizaje. Dado que este tipo de redes tienen una topología más compleja que las redes monocapa, se complica la forma de encontrar los pesos correctos de las conexiones sinápticas.

Las redes multicapa utilizan una variedad de técnicas de aprendizaje, de la cuales la más popular es la retropropagación. Ésta compara los valores estimados por la red con los valores deseados y así se irán modificando los pesos sinápticos según el error cometido. Después de ejecutar este proceso un número de veces suficientemente alto, la red normalmente converge a un estado donde el error de cálculo es bajo [71-73].

5.3. Estimación de las variables críticas de la descarburación mediante Redes Neuronales

5.3.1. Arquitectura de las redes neuronales elegidas

En el capítulo anterior se ha presentado el uso de métodos lineales para la estimación de las variables críticas del modelo de descarburación. Se ha trabajado con las divisiones en 2 y 5 grupos. Como alternativa al uso de esta metodología se han seleccionado las redes neuronales.

La red neuronal utilizada para modelar el comportamiento empírico del AOD es un perceptrón multicapa (MLP). En la figura 5.4 se presenta su arquitectura: consta de N entradas, previamente normalizadas con la fórmula [$e_{4.9}$], una capa oculta con número de neuronas variable y una única neurona de salida. Las funciones de transferencia de las neuronas de la capa oculta y de salida son la función tangente hiperbólica y la función lineal, respectivamente. El método de entrenamiento usado es Levenberg-Marquardt [72].

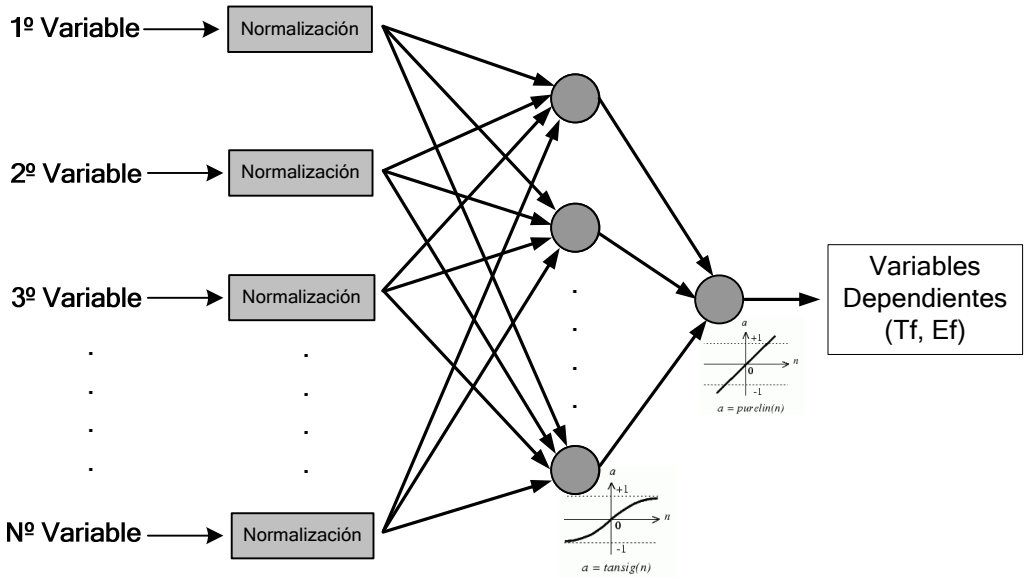


Figura 5.4. Esquema del perceptrón multicapa

La metodología de entrenamiento utilizada para la creación de las redes está basada en el método de validación cruzada [74]. La población se divide aleatoriamente en dos partes, el 85% para realizar el entrenamiento y el 15% para validar la capacidad de predicción con nuevos casos. De esta forma se detecta y se evita el sobreentrenamiento de las redes. Los

valores obtenidos en la validación serán los que se comparen con los obtenidos con otras metodologías.

Al igual que se hizo con la regresión lineal, se ha trabajado con 5 divisiones aleatorias distintas para cada grupo y variable crítica (85%-15%), seleccionando los mejores resultados.

Las redes entrenadas para los grupos 1', 3' y 4' (recuérdese sus características visualizando la tabla 4.5) proporcionaban errores de validación superiores a los conseguidos en el entrenamiento, especialmente para la variable T_f, comprometiendo la fiabilidad de los resultados obtenidos. Este problema se debe al reducido número de casos que tienen todos ellos; realizar validaciones de redes con sólo 41, 57 ó 32 casos (15% del total de cada grupo) proporciona resultados menos fiables que al realizarlos con 201 ó 204 (número de casos de validación para los grupos 1 y 2, respectivamente). Por ello ha sido necesario aumentar el número de las divisiones aleatorias (85%-15%) para los grupos 1', 3' y 4' hasta encontrar errores de validación próximos a los de entrenamiento. No obstante este problema ha seguido ocurriendo, aunque en menor medida.

Se han entrenado MLP para estimar las dos variables críticas, T_f y E_f, en cada uno de los grupos de las 2 divisiones seleccionadas (Tablas 5.1, 5.2, 5.3 y 5.4). Se incluyen los errores absolutos medios (fórmula [$e_{4.11}$]) y máximo (fórmula [$e_{4.12}$]) proporcionados en los entrenamientos y las validaciones. Se ha variado el número de neuronas de la capa oculta para obtener no sólo el modelo con menor error absoluto medio de estimación, sino además el más simple posible.

5.3.2. Estimación de la E_f para divisiones en 2 y 5 grupos

En las tablas 5.1 y 5.2 se presentan los resultados obtenidos con MLP para la estimación de la E_f para divisiones de 5 y 2 grupos, respectivamente. En la figura 5.5 se muestra gráficamente para los grupos 1 y 2 el error de entrenamiento y validación con distinto número de neuronas en la capa oculta. Hay que destacar que para algunos grupos se han probado redes sin neuronas en la capa oculta, la configuración más sencilla (perceptrón simple), por si mejoraban los resultados.

El error absoluto medio obtenido mediante un único MLP para todos los casos de primera fase (grupo 1) es 1,9. Si se separan todos estos casos en tres grupos adicionales (1', 2'

y 3') se obtienen modelos más simples (menor número de neuronas en la capa oculta), pero no se mejoran los resultados para dos de ellos. Sin embargo el grupo 3', con número de casos minoritario, reduce el error un 22% (1,49 frente a 1,90). Para casos de fase mayor que 1, el grupo 2 proporciona mejores resultados que 4' y 5', aunque utilizando 2 neuronas más en la capa oculta (véase las tablas 5.1, 52 y la figura 5.5).

Grupo	Fase	Familia	Número de neuronas	Entrenamiento (85%)		Validación (15%)	
				Error Absoluto		Error Absoluto	
				Medio	Máximo	Medio	Máximo
1'	1	Ferr.	6	1,64	8,32	1,92	5,41
1'	1	Ferr.	4	1,78	13,02	1,94	5,81
1'	1	Ferr.	2	2,05	16,51	2,12	7,81
2'	1	A.N	6	1,73	10,01	1,88	6,58
2'	1	A.N	4	1,77	9,50	1,90	8,30
2'	1	A.N	2	1,87	18,48	1,86	19,58
3'	1	AM	2	1,23	4,55	1,49	4,78
3'	1	AM	0	1,59	6,91	1,85	4,47
4'	>1	Ferr.	2	6,09	28,00	6,35	24,10
4'	>1	Ferr.	0	7,06	31,16	7,03	25,15
5'	>1	AN+AM	6	4,94	29,53	5,50	29,09
5'	>1	AN+AM	4	5,03	42,14	5,36	29,08
5'	>1	AN+AM	2	5,02	45,47	5,37	29,74

Tabla 5.1. MLP para la estimación de la E_f para una división en 5 grupos

Grupo	Fase	Familia	Número de neuronas	Entrenamiento (85%)		Validación (15%)	
				Error Absoluto		Error Absoluto	
				Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	1	Todas	8	1,96	18,20	2,04	9,54
1	1	Todas	6	1,77	15,81	1,90	9,83
1	1	Todas	4	1,79	14,00	1,90	10,19
1	1	Todas	2	1,81	15,71	1,96	11,08
1	1	Todas	0	2,11	12,73	2,27	10,59
2	>1	Todas	8	5,19	32,81	5,84	28,99
2	>1	Todas	6	5,30	32,78	5,66	32,36
2	>1	Todas	4	5,29	31,06	5,40	38,28
2	>1	Todas	2	5,47	43,85	5,92	28,26

Tabla 5.2. MLP para la estimación de la E_f para una división en 2 grupos

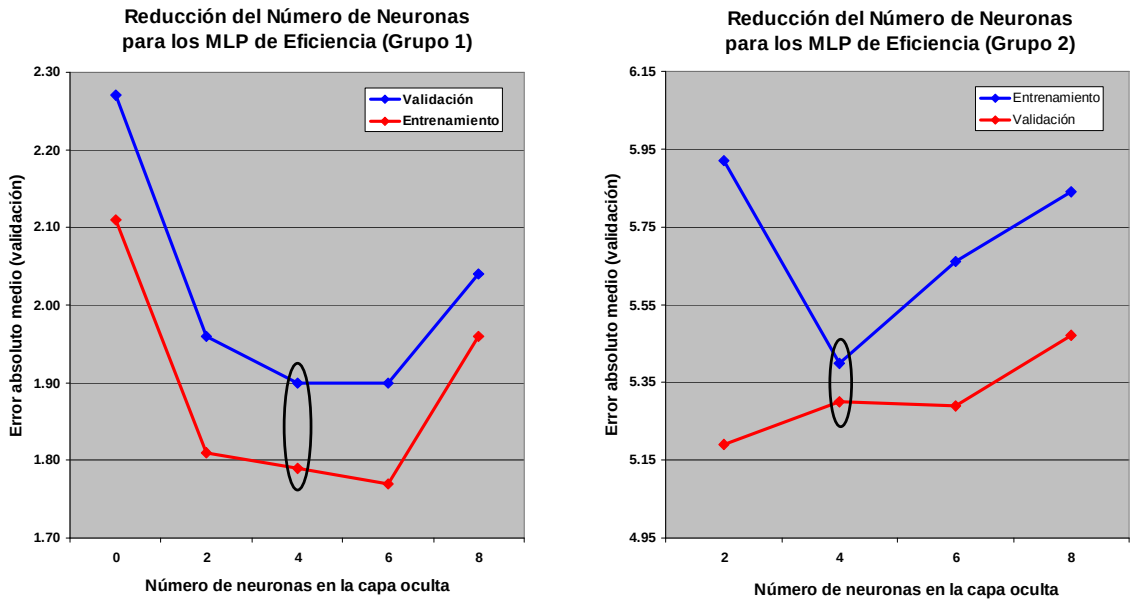


Figura 5.5. Disminución del número de neuronas de la capa oculta para los MLP de eficiencia (grupos 1 y 2).

5.3.3. Estimación de la T_f para divisiones en 2 y 5 grupos

Los modelos de estimación de la T_f mediante MLP para 2 y 5 grupos se muestran en las tablas 5.3 y 5.4, respectivamente. La disminución del número de neuronas para los grupos 1 y 2 en función de los errores obtenidos, se exponen en la figura 5.6.

Grupo	Fase	Familia	Número de neuronas	Entrenamiento (85%)		Validación (15%)	
				Error Absoluto		Error Absoluto	
				Medio	Máximo	Medio	Máximo
1’	1	Ferr.	8	13.28	53.41	14.82	38.27
1’	1	Ferr.	6	12.86	48.03	14.05	38.07
1’	1	Fe	4	11.32	35.61	12.94	28.39
2’	1	A.N	8	10.90	62.07	11.59	43.21
2’	1	A.N	6	10.99	57.46	11.32	43.27
2’	1	A.N	4	11.31	61.02	11.60	60.88
3’	1	AM	6	13.42	47.69	13.89	50.25
3’	1	AM	4	13.62	44.50	14.29	57.50
4’	>1	Ferr.	6	6.41	41.27	8,22	30.98
4’	>1	Ferr.	4	6,59	31,38	8.54	35.67
5’	>1	AN+AM	8	7.02	51.43	6.97	30.42
5’	>1	AN+AM	6	6.95	59.39	6.93	32.12
5’	>1	AN+AM	4	7.33	50.42	7.42	32.61

Tabla 5.3. MLP para la estimación de la T_f para una división en 5 grupos

Una división en un mayor número de grupos no disminuye, sino que aumenta, el error de estimación. Los grupos 1', 3' y 4' tienen un número de casos reducido, que no permiten obtener modelos fiables y robustos. Sería deseable disponer de más casos de estos tres grupos y volver a entrenar MLP, puesto que con el número que se dispone, su utilización queda descartada.

Grupo	Fase	Familia	Número de neuronas	Entrenamiento (85%)		Validación (15%)	
				Error Absoluto		Error Absoluto	
				Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	1	Todas	8	11,43	56,78	11,56	51,53
1	1	Todas	6	11,50	52,42	11,57	60,41
1	1	Todas	4	11,46	53,12	11,50	48,30
1	1	Todas	2	11,44	54,19	11,70	44,52
2	>1	Todas	8	7,37	81,06	7,49	38,81
2	>1	Todas	6	7,38	51,23	7,35	30,68
2	>1	Todas	4	7,70	83,91	7,67	33,73

Tabla 5.4. MLP para la estimación de la T_f para una división en 2 grupos

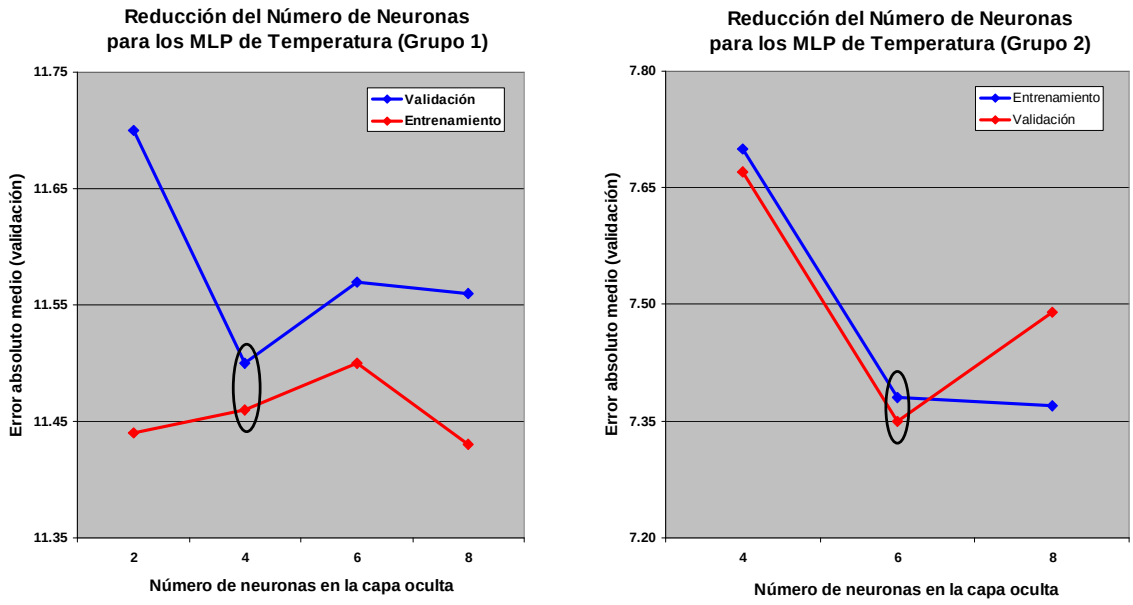


Figura 5.6. Disminución del número de neuronas de la capa oculta para los MLP de temperatura (grupos 1 y 2).

5.3.4. Estimación de la E_f y T_f para toda la población de datos

En la tabla 5.5 se muestran los resultados obtenidos al utilizar una única red para toda la población de datos. Para poder compararlos con los conseguidos para una división en 2 grupos (tablas 5.2 y 5.4) se han desglosado los errores de validación, calculando la media y el valor máximo de los casos pertenecientes a fase 1 y fase mayor que 1 (véase tabla 5.6). Se

aprecia que la división en dos grupos consigue una mejor estimación general de la E_f y T_f, aunque la capacidad de adaptación de una sola red para cada variable crítica es bastante notoria.

Variable Dependiente	Número de neuronas	Entrenamiento (85%)		Validación (15%)	
		Error Absoluto		Error Absoluto	
		Medio	Máximo	Medio	Máximo
Eficiencia	6	3,71	30,40	4,11	29,14
Eficiencia	4	3,73	32,52	4,02	32,43
Eficiencia	2	4,34	47,15	4,61	34,92
Temperatura	6	10,18	64,41	10,64	48,18
Temperatura	4	10,09	64,92	10,28	43,95
Temperatura	2	11,39	76,55	11,74	71,55

Tabla 5.5. MLP para la estimación de la E_f y T_f para toda la población

División de la población	Grupo	Fase	E_f		T_f	
			Error Absoluto		Error Absoluto	
			Medio	Máximo	Medio	Máximo
Sin división	---	1	2,15	13,48	12,66	43,95
2 Grupos	1	1	1,90	10,19	11,50	48,30
Sin división	---	>1	5,67	32,43	8,20	40,49
2 Grupos	2	>1	5,40	38,28	7,35	30,68

Tabla 5.6. Comparativa de los errores obtenidos con y sin división de la población. Los resultados se muestran desglosando por fase de soplado.

El realizar un esfuerzo adicional para diseñar una red neuronal única que pudiera abarcar toda la población no es rentable, ya que se predicen la eficiencia y la temperatura para cada fase de soplado por separado, y de forma consecutiva. Inicialmente, se estiman la E_f y T_f de la primera fase y, con la primera variable, el volumen de O_2 necesario y el tiempo de soplado según el caudal y ratio previsto (que son variables de entrada) hasta un %C intermedio predeterminado. Mediante la segunda variable (T_f) se controla la temperatura del baño durante la fase. Posteriormente, se vuelven a estimar estas variables para la segunda fase para alcanzar el carbono finalmente deseado, controlando la temperatura. Si fuera necesario, se volverían a calcular para la tercera fase.

Tras analizar el comportamiento de los MLP obtenidos mediante toda la población o sobre las dos divisiones seleccionadas, concluimos que las redes entrenadas con la división en

2 grupos proporcionan los mejores resultados, sin aumentar excesivamente el número de modelos. Esta división también fue elegida para la regresión lineal, como pudo verse en el capítulo anterior.

5.3.5. Poda de las redes neuronales seleccionadas

Cuando se entrenan sistemas a partir de patrones de ejemplo, se requiere que se adapten adecuadamente a nuevos patrones, distintos de los de entrenamiento. Esta propiedad se denomina capacidad de generalización. Mediante el método de validación cruzada se ha verificado esta propiedad para las redes entrenadas. No obstante, los estudios científicos aconsejan disponer de redes neuronales pequeñas, en lugar de grandes, puesto que tienen un menor número de parámetros, se entrenan más rápido y suelen tener una mejor capacidad de generalización [75].

Existen tres tendencias para obtener el tamaño óptimo de una red neuronal: trabajar con redes de gran tamaño y podarlas, eliminando las unidades de proceso y conexiones sinápticas que no son necesarias; trabajar con redes muy pequeñas e ir incrementando las unidades de proceso, pesos sinápticos y capas de neuronas hasta obtener el tamaño óptimo; y una combinación de las dos anteriores.

En esta investigación se ha aplicado el procedimiento de poda de redes neuronales. Existen diversidad de ellos, un ejemplo es el método de lesión cerebral óptima [76] que trata de identificar los pesos sinápticos irrelevantes mediante derivadas segundas de la función de error. Otro procedimiento detecta los pesos menos significativos y los elimina durante el entrenamiento [77]. También existen aplicaciones de heurísticos que eliminan las neuronas cuya salida tiende a ser constantes durante el entrenamiento o unifican neuronas cuyas salidas están altamente correlacionadas [78-79]. Incluso existen aplicaciones de algoritmos genéticos para el podado de redes [80].

Por nuestra parte, se han simplificado las redes en dos pasos. Primero se reduce paulatinamente el número de neuronas de la capa oculta, manteniendo un error similar de validación. En segundo lugar, se ha realizado un procedimiento de poda manual sobre estas redes, ya simplificadas. Para cada neurona se han cortado las conexiones sinápticas entrantes cuyos pesos eran inferiores, haciendo especial hincapié en aquellas cuyo valor de umbral era alto, de forma que no se aumentara significativamente el error de validación.

Variable Dependiente	Grupo	Número neuronas	Número de conexiones sinápticas		
			Totales	Podados	%
Eficiencia	1	4	108	17	15,7%
Eficiencia	2	4	124	14	11,3%
Temperatura	1	4	120	21	17,5%
Temperatura	2	6	204	45	22,1%

Tabla 5.7. Comparativa de los errores obtenidos mediante MLP y regresión lineal para la E_f.

En la tabla 5.7 se muestra para cada red el número de neuronas en la capa oculta, el número total de conexiones sinápticas existentes y el número y porcentaje podadas. Como puede apreciarse se ha reducido un porcentaje importante de conexiones, desde el 11% hasta el 22%.

En la tabla 5.8 se muestra el incremento del error de validación debido a la poda y, como puede observarse, los resultados son similares.

Variable Dependiente	Grupo	Número neuronas	Sin Poda		Con Poda	
			Error Absoluto		Error Absoluto	
			Medio	Máximo	Medio	Máximo
Eficiencia	1	4	1,90	10,19	1,92	9,80
Eficiencia	2	4	5,40	38,28	5,43	38,28
Temperatura	1	4	11,50	48,30	11,55	48,56
Temperatura	2	6	7,35	30,68	7,38	30,84

Tabla 5.8. Comparativa del comportamiento de las redes sin podarlas y podándolas

Se han diseñado redes de tamaño reducido para la estimación de la eficiencia de descarburación y la temperatura final en una fase de soplado. En el apartado siguiente se comparan los resultados conseguidos con redes neuronales respecto de la regresión lineal.

5.4. Comparativa entre Regresión Lineal y Redes Neuronales

Las tablas 5.9 y 5.10 presentan los errores de validación que se han obtenido mediante redes neuronales y regresión lineal para los 2 grupos en los que se ha dividido la población y para las dos variables críticas del proceso de producción.

5.4.1 Selección del mejor modelo de estimación de la E_f

Cuando se analizan los resultados de estimación de la E_f, se aprecia que las redes neuronales consiguen adaptarse mucho mejor que las regresiones lineales, pues se reduce el error medio un 16% para el grupo 1 (1,92 frente a 2,27) y un 18% para el 2 (5,43 frente a 6,59). El error máximo para ambos grupos y métodos es muy similar, aunque ligeramente superior para las redes neuronales.

Grupo	Fase	Familia	Redes Neuronales		Regresión Lineal	
			Error Absoluto		Error Absoluto	
			Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	1	Todas	1,92	9,8	2,27	9,51
2	>1	Todas	5,43	38,28	6,59	34,06

Tabla 5.9. Comparativa de los errores obtenidos mediante MLP y regresión lineal para la E_f.

Hay que destacar que el error absoluto medio de casos de fase mayor que 1 es casi tres veces superior al obtenido para la primera fase. La concentración de C de la que se parte en estas fases es muy inferior a las existentes en la primera, lo que modifica y complica el proceso de descarburación. Para este tipo de casos se han intentado incluir nuevas variables que aporten información de lo ocurrido en fases anteriores (véase el apartado 4.2.7), aunque no han conseguido mejorar los resultados. No obstante, puede ser que existan variables que no se han tenido en cuenta, como por ejemplo composición química inicial de otros elementos (Al, Ti, etcétera); o variables que no se han podido medir y que podrían aportar información adicional para estos casos, como por ejemplo el caudal de extracción de los gases liberados durante el proceso.

Una dificultad añadida es el desconocimiento de los elementos oxidados en fases anteriores: el acero se ha refinado en una o varias etapas previas y parte del oxígeno soplado se ha combinado con metales, cuyos óxidos se concentran en la escoria. Entre las variables

seleccionadas para representar el estado inicial de una colada existe una que indica la basicidad de la escoria, pero no disponemos de información sobre qué materiales y cuanta cantidad de ellos se encuentran en forma de óxidos en la escoria. Incluir esta información podría reducir el error de estimación en fases posteriores a la primera, aunque sería necesario realizar análisis de escoria antes de cada fase.

Otro problema reside en la composición química de los materiales utilizados. Cuando se adquiere un nuevo contrato de materiales (varias docenas de toneladas) se suelen realizar varias tomas para analizarlos. A partir de todos los análisis se obtiene la composición química estimada del material. Esta metodología no es tan precisa como se desearía: a veces el material no es totalmente homogéneo, por lo que es difícil obtener su composición química. Cuando se dispone de materiales compuestos por piezas de un tamaño considerable (especialmente la chatarra: ruedas de trenes, máquinas de gran tamaño descuartizadas, etcétera) su composición se obtiene mediante *pruebas de fusión*, que consisten en fundir en el horno eléctrico grandes cantidades de un material *M* cuya composición se quiere obtener, junto con otros cuya composición se conoce. Al final del proceso se realiza un análisis del acero líquido resultante y se puede extraer la composición media del material *M*. Aunque este procedimiento es fiable, puede ocurrir que una muestra de varias toneladas tenga una composición ligeramente diferente que la extraída en las pruebas para todo el contrato.

Otra dificultad es la que ocurre con los paquetes de chatarra, cuya cuantía oscila entre 1 y 4 Tm y se forman a partir de láminas de acero desechadas durante el proceso de laminación del acero. Se han dado casos donde al hacer paquetes de chatarra se han utilizado láminas que contenían papel, aumentándose la composición de carbono desde el 0.04% esperado al 0.9% real. Este problema no es crítico, pero dificulta la construcción de un modelo al incluir una pequeña incertidumbre en las variables de entrada.

Otra limitación con la que cuenta el modelo de descarburación es la precisión del sistema de básculas, que pesa las coladas, y el sistema de adiciones utilizado en el entorno industrial.

A pesar de todas estas situaciones que complican el modelo de descarburación, se han obtenido unos errores muy aceptables. La primera fase de soplado es la más crítica de todas, puesto que se suele soplar una media de cinco veces más oxígeno que en cualquiera de las

restantes fases. Cuanto mayor sea el error de estimación de la E_f (valor utilizado para calcular el O_2) para la primera fase, mayor será la diferencia entre el oxígeno estimado y el oxígeno que se debería soplar. Dado que el error obtenido para la primera fase está próximo a la precisión de las básculas y el sistema de adiciones, se han minimizado los errores para la fase más crítica.

En las fases posteriores a la primera, un error medio de 5,43 puntos en la eficiencia es poco significativo para la mayoría de los aceros inoxidables, no obstante se debería reducir para aquellos cuyo carbono final es especialmente bajo. También los errores máximos deferían disminuirse.

5.4.2. Selección del mejor modelo de estimación de la T_f

Las redes neuronales estiman ligeramente mejor la T_f que las regresiones lineales (tabla 5.10). Sin embargo, se podría utilizar indistintamente cualquiera de estas metodologías para estimar esta variable.

Grupo	Fase	Familia	Redes Neuronales		Regresión Lineal	
			Error Absoluto		Error Absoluto	
			Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	1	Todas	11,55	48,56	11,87	44,29
2	>1	Todas	7,38	30,84	7,62	36,29

Tabla 5.10. Comparativa de los errores obtenidos mediante MLP y regresión lineal para la T_f

El modelo de estimación de la temperatura proporciona unos resultados que, en principio, pueden parecer altos. Estamos tratando con valores de temperatura entre 1600 y 1800ºC. Los errores medios obtenidos (11,55 y 7,38ºC) son admisibles, mientras que los errores máximos son demasiado altos.

Estos errores están provocados, en parte, por las limitaciones del sistema de adquisición de la temperatura; la caña pirométrica no es tan precisa como sería deseable. Esta caña tiene un error nominal de 3ºC, su límite máximo de medición es 1768ºC y en sus últimos 25ºC su exactitud puede estar visiblemente afectada.

Otro factor a tener en cuenta es la posibilidad de que los gases soplados provoquen que el acero no sea completamente homogéneo en el convertidor, especialmente en la primera

fase donde los caudales de soplado son mayores que en las restantes. Por tanto, las mediciones podrían variar unos grados dependiendo de la zona donde se tome la muestra. De hecho, se han realizado diversas pruebas empíricas, tomando dos muestras de temperatura consecutivas y en muchos casos se diferenciaban varios grados la una de la otra.

También hay que considerar la posibilidad de que exista cierta información adicional que no aportan las variables seleccionadas. Por ejemplo, ciertas pruebas empíricas realizadas indican la importancia de los sistemas de extracción de humo en el proceso de descarburación, información que no se ha podido sintetizar en ninguna variable, debido a que no se dispone de ninguna medida representativa del caudal de extracción de gases.

La T_f no es un factor crítico para el proceso de producción, sino que se utiliza para evitar que los excesos de temperatura dañen el refractario y, por tanto, para disminuir los costes de producción. Valores de estimación con errores medios inferiores a 15ºC son de gran utilidad para aumentar la productividad del proceso de producción. No obstante, sería deseable reducir los errores máximos.

5.5. Comportamiento de los modelos seleccionados

A veces los valores medios y máximos no son suficientes para representar el comportamiento de los modelos. Sería deseable una representación alternativa que visualmente ayude a estudiar su comportamiento para encontrar las posibles deficiencias.

En la figura 5.7 se muestra el tipo de representación elegida para estudiar la capacidad de estimación de los modelos seleccionados. Se ordenarán los casos de forma ascendente en función del valor real del parámetro a estimar (E_f y T_f) y se pintarán los valores reales en color negro y los valores estimados en color rojo (véase el ejemplo de la figura 5.7.a). Cada punto del eje de abscisa representará un caso de la población y el eje de ordenada los valores reales y estimados de temperatura o eficiencia (5.7.b). Por ejemplo en la figura 5.7.b se visualiza que el caso número 860, tiene una eficiencia estimada de 49,5 cuando su valor real es casi 54 (tiene un error absoluto aproximado de 4,5).

Este tipo de representaciones no es útil para estudiar los resultados de un caso en concreto, pero por el contrario ayudan a comprender el comportamiento general de los modelos. Se pueden detectar ciertas anomalías, por ejemplo malas estimaciones de valores altos o bajos, que el modelo estime por debajo o por encima de cierto número de casos, etcétera. Es recomendable utilizar tanto la población de entrenamiento como la de estimación para disponer de la mayor cantidad de información posible.

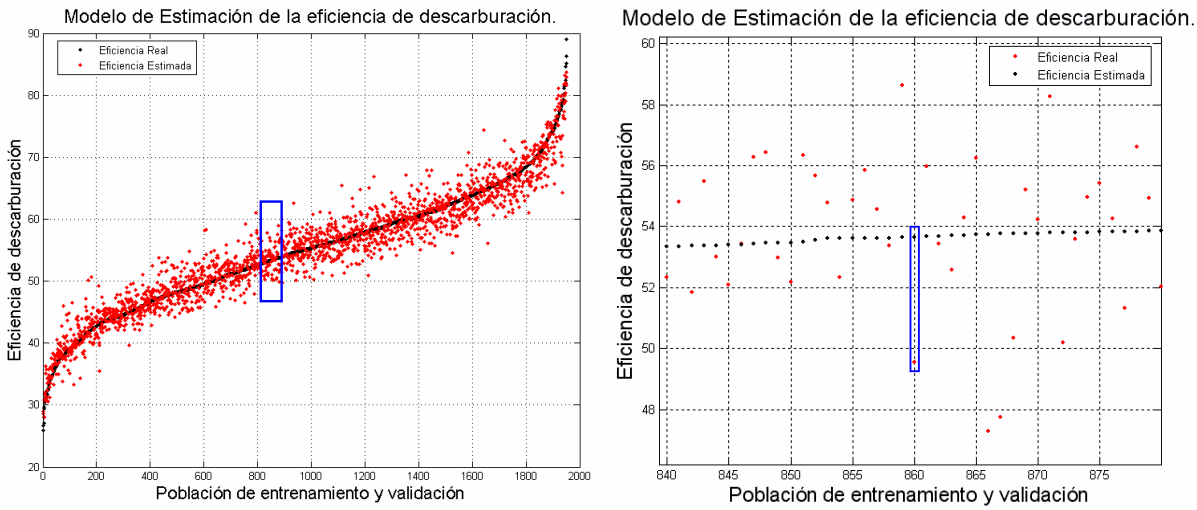


Figura 5.7. Ejemplo del tipo de representación utilizada para estudiar el comportamiento de los modelos seleccionados (5.7.a) Modelo de estimación de la Ef (5.7.b). Visualización detalla de una parte de la gráfica.

5.5.1. Estimación de la E_f

En las figuras 5.8.a y 5.8.b se representa la capacidad de los modelos seleccionados para estimar la E_f para todos los casos del grupo 1 y 2, respectivamente. Se han ordenado los casos ascendentemente por el valor de eficiencia real, se ha pintado los valores reales en color negro y los valores estimados en color rojo.

El modelo de los casos de fase 1 (grupo 1) tienen un error de estimación similar en todo el rango de valores de la eficiencia (figura 5.8.a). Por el contrario, el modelo de estimación de fase mayor que 1 tiene un comportamiento diferente en función del valor a estimar: los casos de E_f inferiores a 30 se predicen mejor que aquellos mayores que este valor. Es especialmente significativo que el modelo pierda precisión cuando predice eficiencias mayores que 85 (figura 5.7.b). Sin embargo, estos casos no son frecuentes e incluso pueden estar fuera de las pautas normales de fabricación.

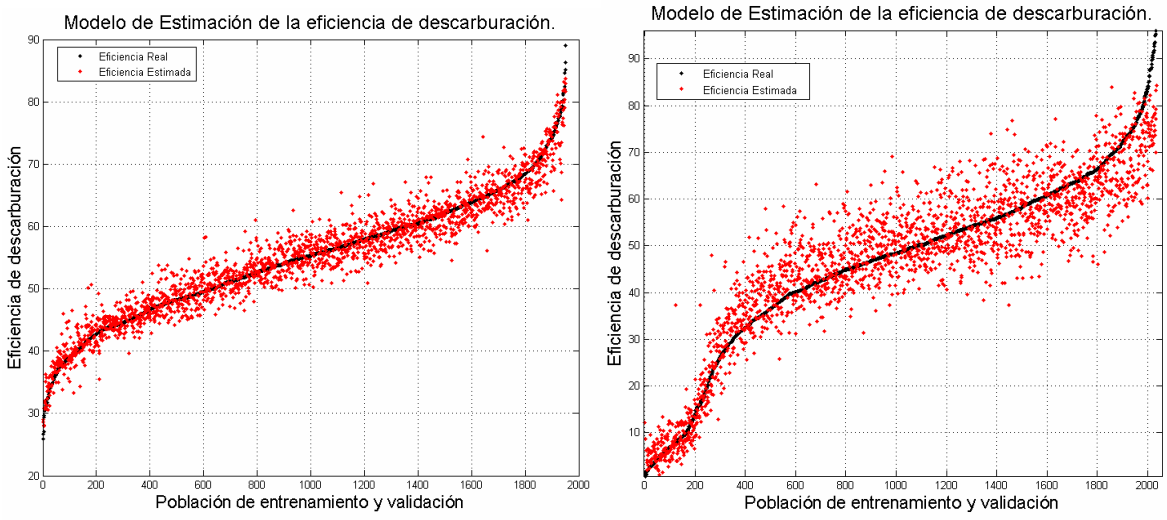


Figura 5.8. Representación del comportamiento de los modelos seleccionados para estimar la E_f en el grupo 1 (5.8.a) y grupo 2 (5.8.b). Los valores reales están pintados en color negro y los estimados en rojo.

5.5.2. Estimación de la T_f

En las figuras 5.9.a y 5.9.b se representa la capacidad de los modelos para estimar la T_f en los casos del grupo 1 y 2, respectivamente. Se aprecia que los modelos no se comportan bien para valores de temperatura inferiores a 1680 y superiores a 1750, en el grupo 1 (figura 5.7.a).

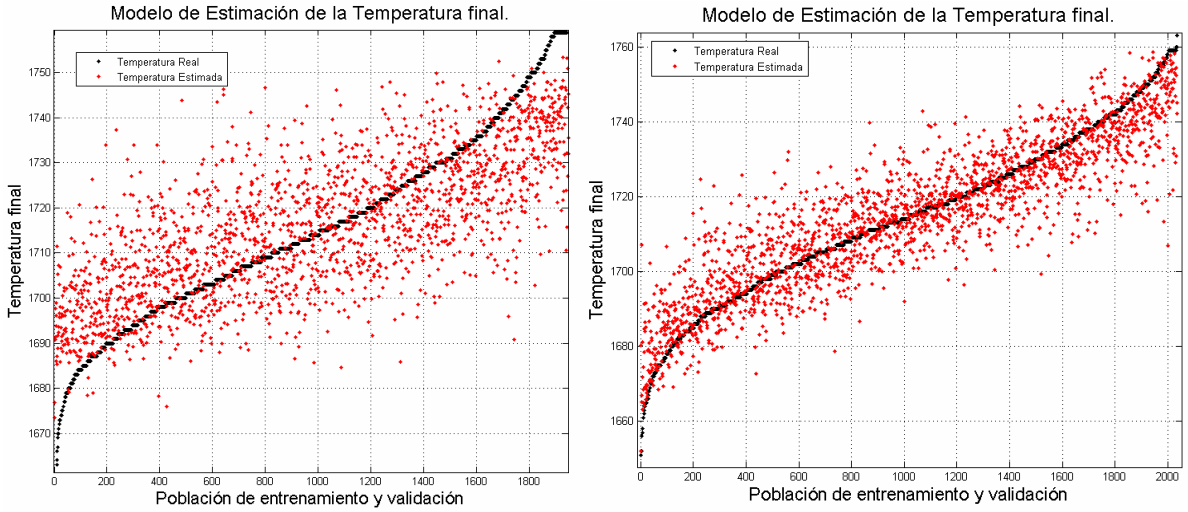


Figura 5.9. Representación del comportamiento de los modelos seleccionados para estimar la T_f en el grupo 1 (5.9.a) y grupo 2 (5.9.b). Los valores reales están coloreados en negro y los estimados en rojo.

Sería necesario mejorar el sistema de adquisición de la temperatura para que pudiera medir con precisión los valores superiores a 1760. Si se dispusiese de un sistema tecnológicamente mejor, se podría alimentar a los modelos con mayor número de casos de este tipo y con valores más precisos.

Las redes neuronales proporcionan mejores resultados que las regresiones lineales, especialmente para la variable E_f. No obstante, los resultados proporcionados por la regresión lineal son bastante satisfactorios, pudiendo utilizarse ambos métodos. Sería deseable reducir los errores máximos mediante la inclusión de nuevas variables o mejoras en las mediciones.

5.6. Topología ideal del modelo de descarburación

En este apartado se estudia la mejor topología para el modelo de descarburación. Se proponen dos alternativas: un modelo paralelo y un modelo secuencial. En el apartado 4.5 se presentaron ambas. Hasta el momento se ha utilizado un modelo secuencial, pero sería interesante estudiar hasta qué punto es preferible al modelo paralelo.

El modelo paralelo (figura 5.10) estima de forma independiente la E_f y la T_f. Una vez estimado ambos parámetros, se calcula a partir de la E_f el volumen de oxígeno a soplar.

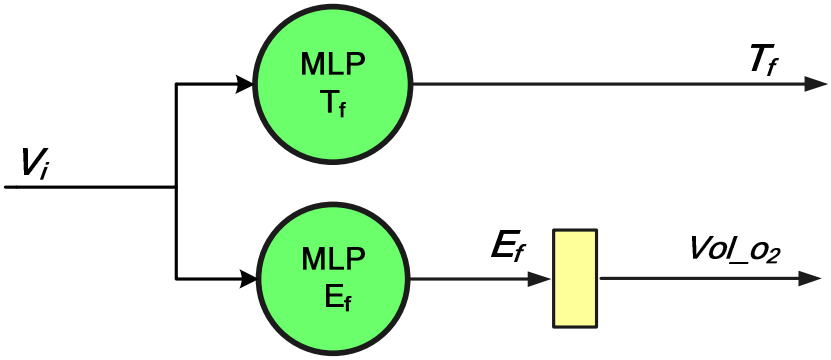


Figura 5.10. Modelo de descarburación: topología paralela (Vi = variables de entrada).

El modelo secuencial predice primero la E_f y calcula a partir de ella el volumen de O_2 a soplar (vol_O_2). Con esta nueva variable unida a las de entrada estima la T_f (figura 5.11).

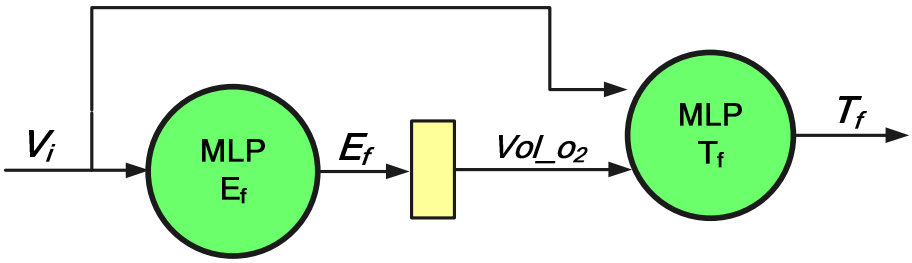


Figura 5.11. Modelo de descarburación: topología secuencial (Vi = variables de entrada).

Ambas topologías estiman la eficiencia de descarburación con la misma precisión, ya que disponen de las mismas variables de entrada. Sin embargo, el modelo paralelo no dispone

del volumen de oxígeno para estimar la T_f, y esta variable tiene una alta relación con la temperatura final.

Al estudiar el comportamiento del modelo paralelo para estimar la T_f, se han entrenando nuevos MLP con todas las variables de entrada menos la E_f y $O_{2_soplado}$. Se ha aplicado la misma metodología utilizada en el apartado 5.3 y observamos que las mejores redes obtenidas contienen 4 neuronas en la capa oculta para la primera fase y 6 para las fases posteriores. En la tabla 5.11 se presentan los resultados de la validación y se comparan con los obtenidos con el modelo secuencial.

Se ha comparado el error de estimación de la temperatura para cada modelo y se ha encontrado una reducción considerable en el modelo secuencial (véase la tabla 5.11). Se disminuye el error medio 1ºC para la primera fase y 2,2ºC para las fases posteriores. En ambos grupos se reducen considerablemente el error máximo.

Grupo	Fase	Familia	Modelo Paralelo		Modelo Secuencial	
			Error Absoluto		Error Absoluto	
			Medio	Máximo	Medio	Máximo
1	1	Todas	12,53	60,85	11,55	48,56
2	>1	Todas	9,62	43,74	7,38	30,84

Tabla 5.11. Comparativa de los errores obtenidos mediante MLP y regresión lineal para la T_f

Los resultados demuestran que es preferible una topología secuencial sobre una paralela. La variable *vol_O₂* es un parámetro calculado a partir de la E_f predicha y, por tanto, un parámetro estimado. No obstante, esta cantidad sugerida por el modelo será la que se sople durante la fase, por lo que se puede considerar como una nueva variable de entada para el perceptrón de la temperatura.

CAPÍTULO 6

Modelo completo de refinamiento de acero inoxidable en el AOD

6.1. Introducción

El modelo de refinamiento del acero inoxidable o modelo de AOD tiene como objetivo calcular la receta de fabricación de una colada, a partir de las condiciones iniciales de producción y las condiciones finales deseadas (figura 6.1). Este modelo consta de 4 procesos: **cálculo de adiciones de ajuste**, **cálculo de gases**, **control de temperatura** y **cálculo de adiciones de reducción**.

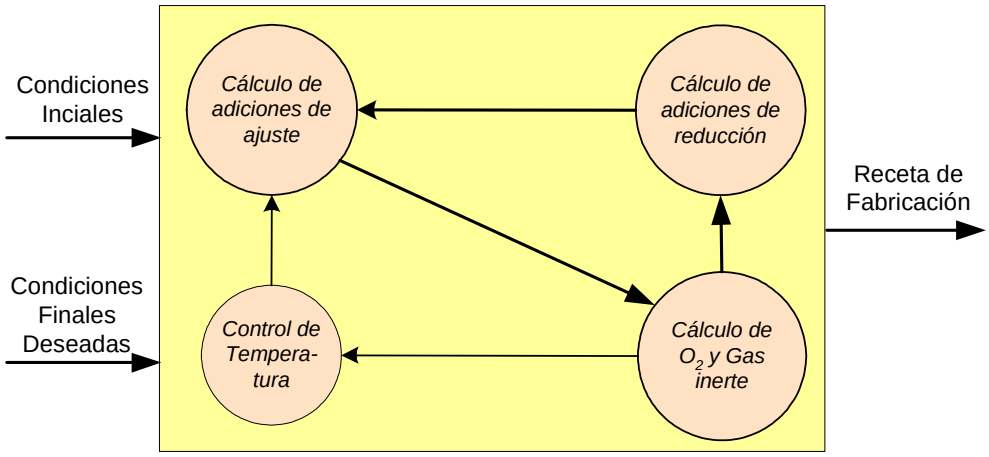


Figura 6.1. Esquema del modelo de AOD

El capítulo 3 está dedicado al proceso **de cálculo de adiciones de ajuste** e incluye una implementación mediante técnicas matemáticas. Los restantes procesos se basan en el modelo de descarburación, implementado mediante técnicas lineales y no lineales, y al que se le han dedicado los capítulos 4 y 5.

En este capítulo se explica con detalle el modelo completo de AOD; se describe cómo se han implementado los procesos de **cálculo de gases**, **control de temperatura** y **cálculo de adiciones de reducción**, a partir del modelo de descarburación.

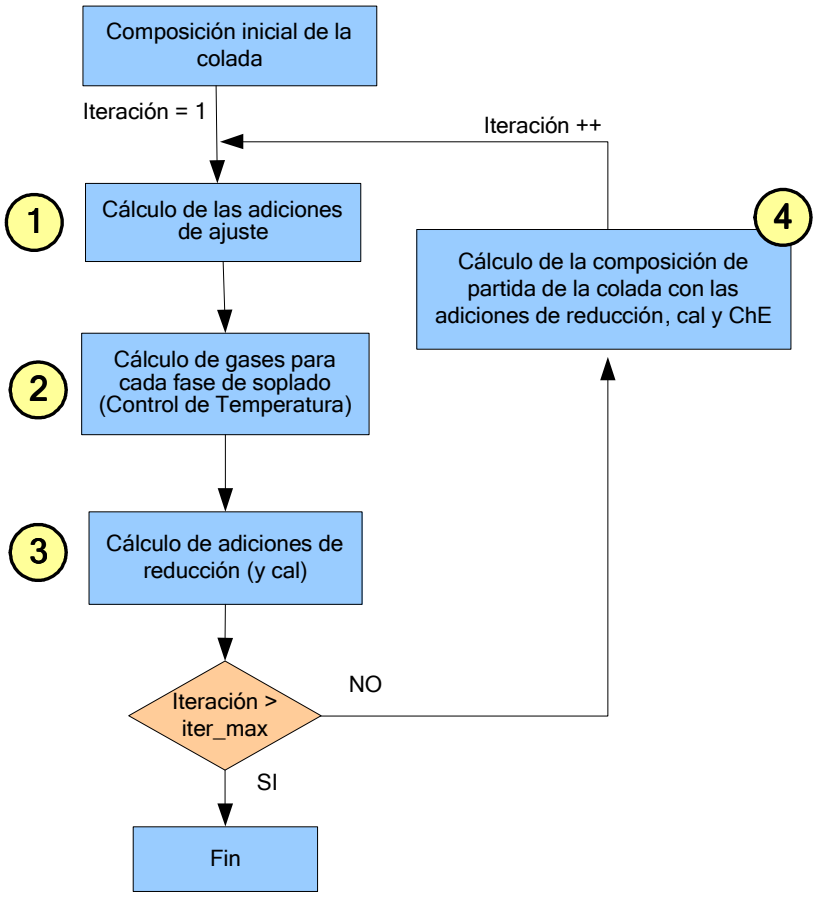
En la figura 6.1 se muestran las dependencias entre procesos (p.ej. es necesario ejecutar el proceso de cálculo de adiciones de ajuste para poder ejecutar el proceso de cálculo de gases). Estas dependencias obligan a ejecutar los procesos en un determinado orden. Por ello, el resultado de un proceso puede afectar a otro ejecutado con anterioridad. El diseño del modelo de AOD contempla esta problemática y minimiza las dependencias entre procesos.

Las primeras pruebas realizadas en el entorno de producción pusieron de manifiesto dos problemas importantes: un cálculo excesivo de chatarra de enfriamiento y un reparto inadecuado de cales. Se explicarán ambos problemas y cómo se han solventado.

6.2. Modelo de refinamiento del acero inoxidable

El esquema básico del refinamiento del acero inoxidable (figura 6.1) se divide principalmente en 4 partes:

1. Cálculo de adiciones de ajuste.
2. Cálculo de gases a soplar en cada fase.
    a. Control de la temperatura del acero: cálculo de chatarra de enfriamiento
3. Cálculo de adiciones de reducción y cales.
4. Actualización de los parámetros para el recálculo.



6.2. Esquema general del modelo de refinamiento del acero inoxidable

En el **cálculo de adiciones de ajuste** (punto 1 de la figura 6.2), se calculan el conjunto de adiciones metálicas necesarias para ajustar químicamente la colada. Todos estos materiales se adicionarán en la primera fase, ya es la fase más larga y en la que se sopla más oxígeno.

Ello permitirá que se fundan adecuadamente los materiales sólidos añadidos y además compensarán el efecto exotérmico producido por el oxígeno soplado.

Una vez que se disponga del conjunto de adiciones que ajusta la colada, se realizará **el cálculo de gases a soplar en cada fase**, pero controlando el incremento de temperatura producido por el soplado (punto 2 de la figura 6.1). Este control se realizará mediante adiciones controladas de chatarra de enfriamiento (ChE).

Después de calcular las adiciones de ajuste y el oxígeno a soplar en cada fase, es necesario conocer qué cantidad de silicio hay que añadir para recuperar todos los metales que durante la etapa de soplado se van a oxidar. Esta cantidad de silicio se adicionará en la etapa de reducción. Por otro lado, el silicio que se combina con O_2 se concentra en la escoria dificultando el proceso de descarburación y produciendo un efecto de erosión sobre el refractario. Para contrarrestarlo se requiere adicionar cantidades de cal que compensen el silicio oxidado. Las cantidades de silicio y cales se calculan en el punto 3 (figura 6.1): **cálculo de adiciones de reducción y cales**.

Denominaremos una iteración a la ejecución de los pasos 1, 2 y 3. Al final de una iteración se han calculado secuencialmente, y en el siguiente orden, las adiciones de ajuste, los gases a soplar (ChE si se requiere) y las adiciones de reducción (incluida las cales).

Existen claras dependencias entre los procesos o pasos del esquema; por un lado, las adiciones de cal (calculadas en el paso 3) modifican considerablemente la eficiencia de descarburación obtenida en el paso 2, por otro lado, las adiciones de ChE (paso 2) y la parte metálica de las adiciones de reducción (paso 3) modifican la composición química previamente ajustada (en el paso 1). Por tanto, es necesario volver a ejecutar la iteración, pero considerando los valores de cales, ChE y adiciones de reducción calculados. Se realizarán varias iteraciones para estabilizar los resultados.

6.2.1. Cálculo de las adiciones de ajuste

Se dedicó el capítulo 3 a la descripción de un método que obtuviese el conjunto de materiales y sus cantidades necesarias para obtener la composición química deseada de una colada. Se denominó el **método de aproximaciones sucesivas** para el cálculo de las adiciones

de ajuste. En este apartado se explica las leves modificaciones que hay que hacerle para minimizar la dependencia entre procesos.

Si al ejecutar una iteración se ha calculado ChE o adiciones de reducción, será necesario tenerlas en cuenta en la siguiente iteración. La ChE que se utiliza tiene con composición similar al acero a refinar, no obstante su uso puede modificar sustancialmente la concentración de algún elemento de la colada. Por otro lado, las adiciones de reducción que se utilizarán en la etapa de reducción (y se calculan en el paso 3 de la figura 6.2) son generalmente aleaciones de Si con otros elementos metálicos (p.ej. FeSiMn y FeSi).

Estos dos tipos de adiciones modificarán la composición química del acero, por lo que tendrán que tenerse en cuenta en el cálculo de adiciones de ajuste. El algoritmo considera la ChE y la parte metálica de las adiciones de reducción como adicionada, recalculando la concentración de los elementos y el peso de la colada, según las siguientes fórmulas:

$$e'_i = \frac{(M_o * e_i + m_{ChE} * e_{ChE_i} + \sum_{j=1}^{N} m_{RED_j} * e_{RED_ji})}{(M_o + m_{ChE} + \sum_{j=1}^{N} m_{RED_j})} \quad \forall i = 1,..,N \qquad [e_{6.1}]$$

$$M = M_o + m_{ChE} + \sum_{j=1}^{N} m_{RED_j} \qquad [e_{6.2}]$$

Donde

M_o = Peso de la colada.

M = peso actualizado de la colada tras adicionar la ChE.

m_{ChE} = la cantidad de chatarra de enfriamiento a adicionar.

m_{RED_j} = la cantidad metálica del material de reducción j-ésimo a adicionar.

e_{ChE_i} = concentración del elemento i-ésimo en la ChE.

e_{RED_ij} = concentración del elemento i-ésimo en el j-ésimo material de reducción.

e_i = concentración del elemento i-ésimo en la colada.

e'_i = concentración del elemento i-ésimo en la colada tras adicionar la ChE y los materiales de reducción.

Se aplica el método de aproximaciones sucesivas sobre la composición y el peso de la colada actualizados.

6.2.2. Proceso de cálculo de gases

El objetivo del **proceso de cálculo de gases** es calcular el O_2 a inyectar a la colada en cada fase de soplado para que se reduzca el %C en cada una de ellas hasta una composición deseada. Hay que tener en cuenta los aumentos de temperatura derivados de las reacciones exotérmicas del proceso, por lo que hay que mantener la temperatura por debajo del máximo deseado, adicionando chatarra de enfriamiento (ChE) en caso necesario.

El algoritmo diseñado se muestra en la figura 6.3. Su estructura es doblemente cíclica: existe un ciclo principal para tratar cada fase por separado y de forma secuencial, y un ciclo interior para calcular la ChE a adicionar en cada fase.

Este procedimiento aplica primero el modelo de descarburación para estimar la eficiencia de descarburación (E_f) de la primera fase y, con ella, calcular el volumen de O_2 a soplar mediante la siguiente fórmula:

$$O_{2_soplado} = \frac{0.932 * C_{_e\lim}}{E_f_est} + 0.8 * Si_{_e\lim} - O_{2_OxMo} \qquad [e_{6.3}]$$

Donde:

E_f_est = Eficiencia de descarburación estimada en la fase actual (4.2.16).
C_elim = Kg de C a eliminar en la fase (4.2.13).
Si_elim = Kg de Si a eliminar en la fase (4.2.12).
O_{2_OxMo} = Volumen de O_2 que aportan las adiciones de OxMo (4.2.11).

Conocido el volumen de oxígeno a inyectar en la primera fase, se puede aplicar el modelo de descarburación para estimar la temperatura del acero al final de la misma (T_f). Si esta excede la temperatura máxima permitida se calculará la cantidad de ChE necesaria para disminuirla. El procedimiento de obtención de la ChE se explica en el apartado siguiente (6.2.2.1).

En caso de que se requiera adicionar ChE, se vuelve a realizar todos los cálculos para la fase actual, pero considerando la chatarra calculada en las iteraciones anteriores. Se realizarán tantas iteraciones como sean necesarias hasta que la temperatura estimada converja a la deseada (en el apartado siguiente se tratarán los problemas de convergencia del ciclo de cálculo de CE).

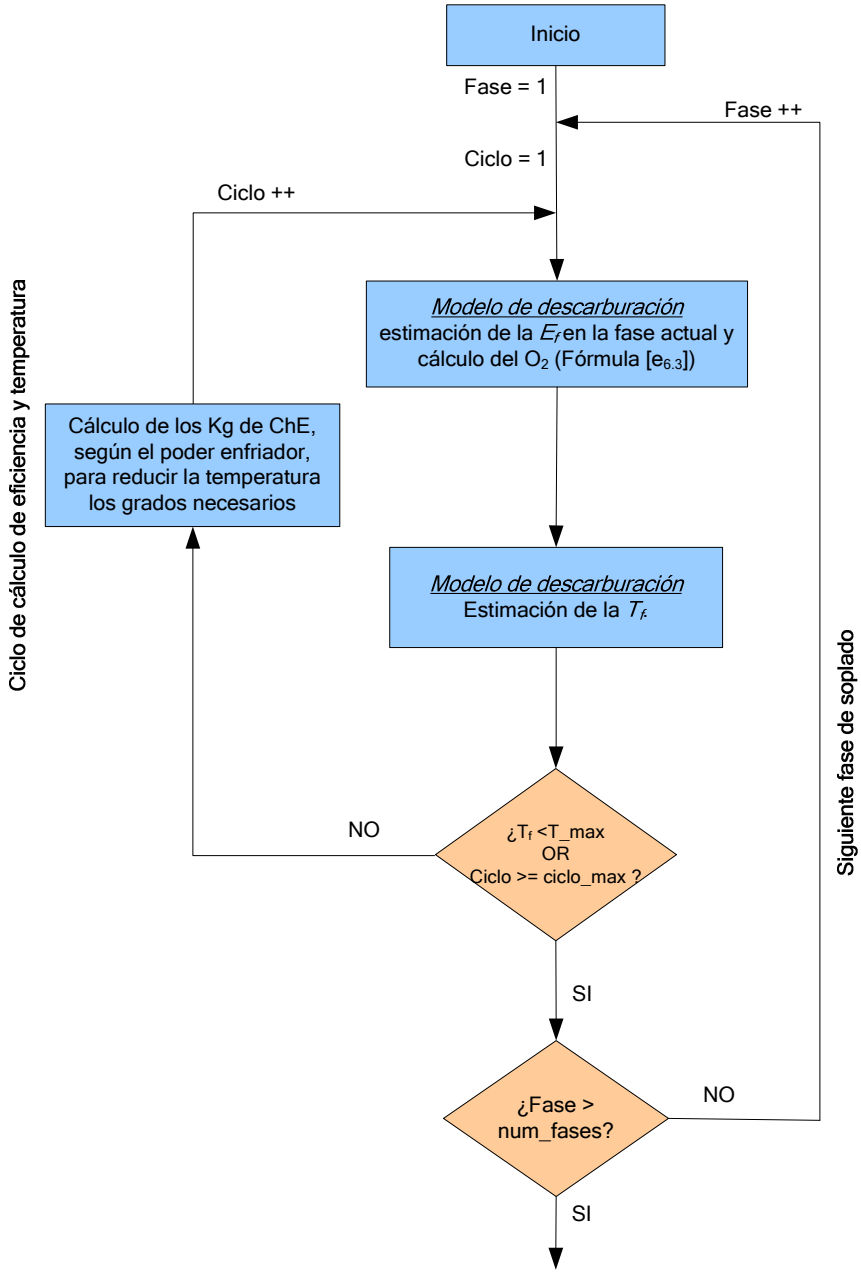


Figura 6.3. Esquema del algoritmo del proceso de cálculo de gases

Una vez calculado el volumen O_2 y la ChE para la primera fase, se dispone de las condiciones iniciales de la colada en la siguiente fase: peso, %C y %Si. También se conocen el %C final deseado. Por tanto, se puede aplicar el modelo de descarburación. Se volverá a realizar todo el procedimiento de cálculo O_2 y ChE tantas veces como fases haya establecidas.

6.2.2.1. Proceso de control de temperatura: cálculo de chatarra de enfriamiento

Durante el proceso de refinado es deseable que la temperatura del acero permanezca por debajo de los 1715-1720ºC. A partir de estos valores, cuanto mayor es la temperatura del acero, mayor es el deterioro del refractario que recubre las paredes del convertidor, disminuyendo su vida útil y, por tanto, aumentando los costes de producción.

La reducción de la temperatura del acero se realiza mediante adiciones de ChE, de composición es similar al acero a producir. Este tipo de material tiene un efecto enfriador, puesto que se requiere gran cantidad de energía para fundirlo, lo que producirá una reducción en la temperatura. Realizar este procedimiento para reducir la temperatura es beneficioso, puesto que se está utilizando el exceso de calor para aumentar la producción: si se requiere adicionar 15 Tm de ChE a una colada de 100Tm, se está aumentando la producción en un 15% a la vez que se aumenta la vida de los refractarios.

El modelo de descarburación estima la temperatura al final de una fase de soplado (T_{f_est}). Si este valor estimado supera la temperatura final deseada (T_{f_des}), entonces se conoce el número de grados que hay que reducir mediante adiciones de enfriamiento.

$$T_{_a_reducir} = T_{f_est} - T_{f_des} \qquad [e_{6.4}]$$

Es necesario estimar qué cantidad del material de enfriamiento hay que adicionar para reducir $T_{_a_reducir}$ grados. Para este fin se utiliza el poder enfriador de dicho material.

Definimos el poder enfriador de un material, $PE_{_mat}$, como el número de grados que se reduciría la temperatura de una colada, si se adicionara una cuantía de dicho material equivalente al 1% del peso total de la colada. El equipo de fusión de la fábrica de Algeciras tiene definido de forma empírica el poder enfriador de cada material (véase un ejemplo en la figura 6.4).

Supongamos que se dispone de una colada de 100Tm. El material 001, de la familia de las chatarras, reduciría 15ºC si se adicionara 1Tm (1% de 100Tm).

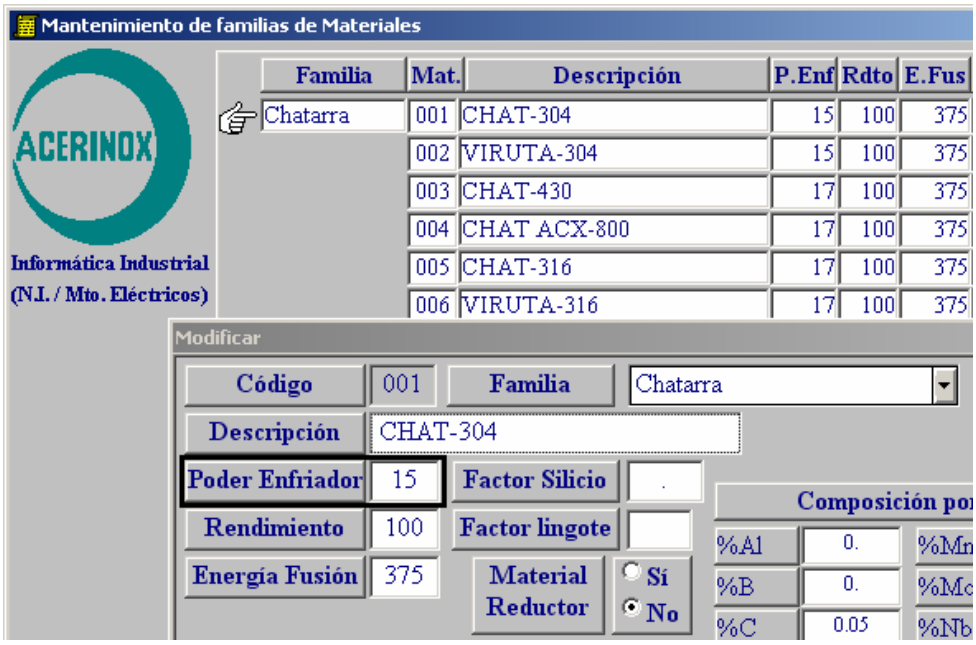


Figura 6.4. Descripción de las características un material de enfriamiento

A partir del poder enfriador del material se puede obtener la cantidad a añadir para reducir la temperatura. La fórmula sería la siguiente:

$$T_{_a_reducir} = \frac{Peso_{_mat} * PE_{_mat}}{Peso_{_col}} \qquad [e_{6.5}]$$

Donde *Peso_mat* es el peso del material a adicionar y *Peso_col* es el peso de la colada. Despejando el peso del material, que es la variable desconocida, se obtiene:

$$Peso_{_mat} = \frac{T_{_a_reducir} * Peso_{_col}}{PE_{_mat}} \qquad [e_{6.6}]$$

6.2.2.2. Mejoras del cálculo de chatarra de enfriamiento

Se han realizado un gran número de pruebas sobre diferentes coladas, detectado dos deficiencias del cálculo de chatarra de enfriamiento:

1. Cuando se calcula varias toneladas de ChE en las fases 2 y 3, el algoritmo suele diverger proporcionando unos valores irreales (E_f negativas, volumen de O_2 muy alto, etcétera).

2. Se ha detectado en ciertas coladas, que se calculan cantidad excesivas de ChE (valores superiores a 30 ó 40Tm).

El primer problema está provocado por el uso del modelo de descarburación sobre condiciones distintas de las pautas de fabricación (utilizadas tanto en producción como en la construcción del modelo). Los materiales metálicos y la ChE se adicionan en la primera fase. Si se aplica el modelo de descarburación sobre la fase 2 ó 3, pero considerando que se va a adicionar varias toneladas de CE, estimará unos valores de E_f y T_f que pueden ser incorrectos.

Para solucionar este problema hay que tener en cuenta que los mayores aumentos de temperatura ocurren en la primera fase (se sopla una media de 5 veces más oxígeno que en las otras fases) y en las siguientes fases no suele incrementarse significativamente. Dado que no es fiable aplicar el modelo de descarburación sobre condiciones distintas de las pautas de fabricación y dado que el incremento de temperatura no es crítico para las fases mayor que 1, se puede utilizar el cálculo de ChE exclusivamente para la primera fase.

El segundo problema está caracterizado por grandes cantidades de ChE obtenidas tras la ejecución de un número alto de ciclos. Cuanta más cantidad de ChE se adicione, más se reducirá la E_f, lo que aumentará el volumen de oxígeno a soplar. Cuanto mayor sea este oxígeno a inyectar en la colada, mayor será la temperatura que se obtenga al final de la fase, lo que obligará a adicionar más ChE. Esto provocará de nuevo una reducción de la E_f, entrando en un círculo vicioso.

En la figuras 6.5 y 6.6 se muestra la evolución del cálculo para la colada 9LN1. Ambas figuras, que están relacionadas, muestran cómo van cambiando los valores de distintos parámetros en cada ciclo del cálculo de ChE.

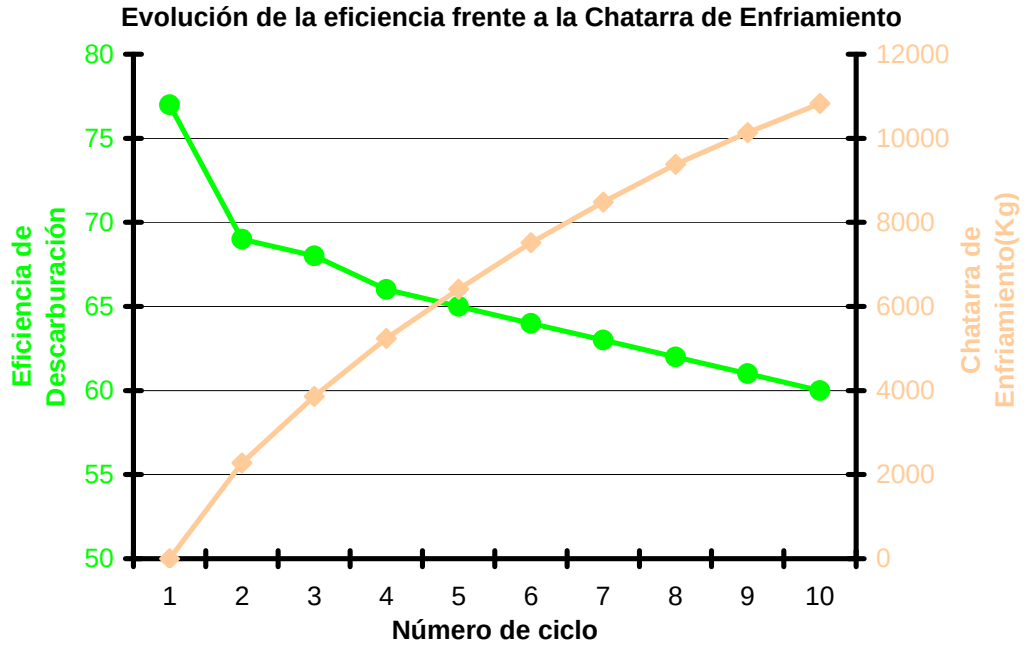


Figura 6.5. Colada 9LN1, evolución de la Ef frente a la CE en cada ciclo del cálculo de CE.

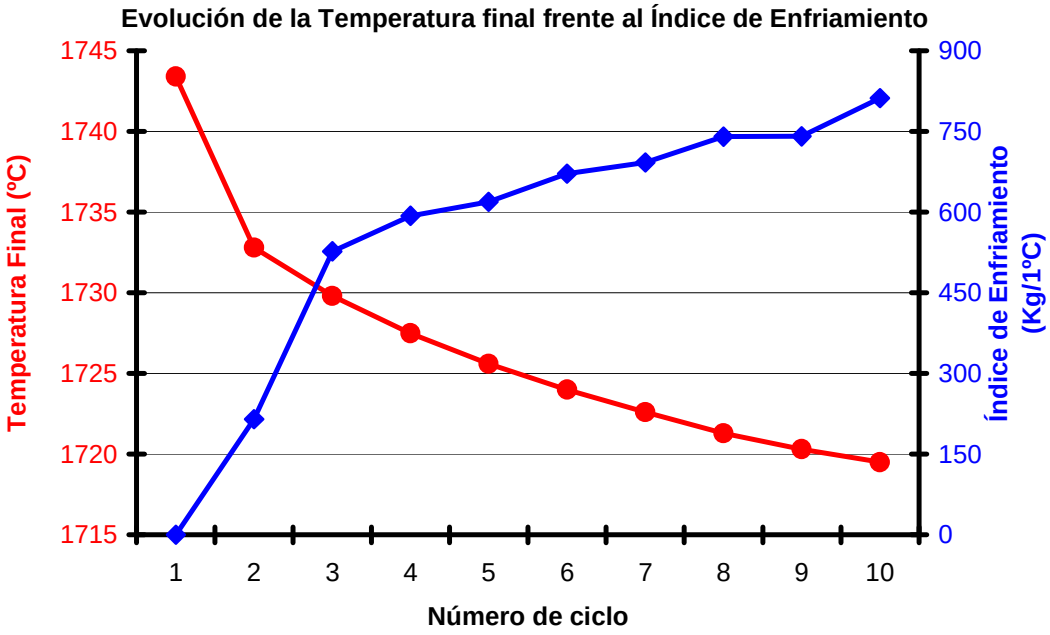


Figura 6.6. Colada 9LN1, evolución de la Tf frente al IE en cada ciclo del cálculo de CE.

En el primer ciclo se estiman una eficiencia de 77% (2610 m^3 de O_2) y una temperatura de 1743ºC. El algoritmo aconseja adicionar 2276Kg de ChE para reducir la temperatura hasta 1715ºC. Al ejecutar el 2º ciclo, la eficiencia baja hasta el 69% (2854 m^3 de O_2) lo que supone soplar casi 250 m^3 más de O_2, obteniendo una temperatura de 1733ºC. Esto quiere decir que se han reducido realmente 11ºC con 2276Kg de ChE o, lo que es equivalente, que se han requerido 275Kg de ChE para reducir 1ºC la temperatura del baño. A este valor lo denominaremos índice de enfriamiento (IndE) y será un parámetro representativo de la eficacia del enfriamiento producido por la chatarra adicionada. A partir del ciclo 3º el IndE supera los 600Kg y va aumentando en cada iteración hasta llegar cerca de los 900Kg (véase la línea azul de la figura 6.6).

En este ejemplo, el IndE se incrementa progresivamente en cada ciclo hasta que se reduce la temperatura próxima a la deseada. Sin embargo en otras coladas, este valor llega a tomar unos valores altos (p.ej. 2000Kg ó más) y las cantidades de ChE calculadas son excesivamente altas.

Para solucionar este problema se establecerá un máximo valor del IndE a partir del cual no se calculará más ChE, evitando así que el cálculo diverja. Este valor máximo podría estar comprendido entre los 800 y 1200Kg.

6.2.3. Cálculo de las adiciones de reducción y cales

La etapa de reducción tiene como objetivo recuperar los metales oxidados durante la etapa de soplado.

Al final del proceso del AOD se retirará la escoria, por lo que todo elemento que se encuentre en ella no formará parte de la composición química final de la colada. La oxidación de metales supone un doble problema: provoca un desajuste de la composición de la colada y un coste adicional en la producción de acero inoxidable. Por ello, se añaden cantidades de Si (generalmente en aleaciones como FeSi o FeSiCr) que se combinarán con el oxígeno, liberando los elementos metálicos oxidados. Denominaremos a este Si, silicio de reducción. Soplar gas inerte (nitrógeno o argón) creará un efecto de agitado que favorecerá la recuperación de metales.

Por otro lado, el silicio que se combina con O_2 se concentra en la escoria y produce un efecto de erosión sobre el refractario. Para contrarrestarlo será necesario adicionar cal.

6.2.3.1. Estimación del silicio de reducción

Al inicio del refinamiento del acero inoxidable, es necesario estimar la cantidad de silicio que hay que adicionar en la etapa de reducción. En este apartado se describe dicho procedimiento.

El O_2 que se combina con C y Si se calcula mediante las siguientes ecuaciones:

$$Vol_O_2_Si = [M_o * Si_{ini} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * Si_j)] * \frac{22.4}{28} \quad [e_{2.16}]$$

$$Vol_O_2_C = [M_o * C_{ini} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * C_j) - (M_o + \sum_{j=1}^{N} m_j) * C_{fin}] * \frac{11.2}{12} \quad [e_{2.17}]$$

Se define el oxígeno a reducir (O_2r) como el volumen de oxígeno que se ha combinado únicamente con metales (sin incluir el C y Si). Se calcular restando el volumen de oxígeno total (oxígeno soplado más adicionado) menos el oxígeno combinado con silicio (Vol_O_2_Si) y con carbono (Vol_O_2_C).

$$O_2r = (O_{2soplado} + \sum_{j=1}^{N}(m_j * O_{2j})) - Vol_O_2_Si - Vol_O_2_C \quad [e_{2.15}]$$

Se define el Silicio de reducción ($Si_{_red}$) como los kilogramos de Si necesarios para combinarse con el oxígeno a reducir y se calcula mediante la siguiente fórmula (véase [$e_{2.11}$])

$$Si_red = \frac{O_2r}{0{,}8} \quad [e_{2.18}]$$

El Si total a adicionar en la etapa de reducción será el silicio de reducción más el silicio de composición (la composición de silicio final que debe contener la colada):

$$Si_total = Si_red + (P_{fin} * Si_{fin}) \quad [e_{2.14}]$$

Donde

M_o = peso metálico de la colada

C_{ini} = %C inicial de la colada

Si_{ini} = %Si inicial de la colada

m_j = peso del j-ésimo material

C_j = %C del material j-ésimo

Si_j = %Si del material j-ésimo

O_{2j} = %O_2 del material j-ésimo

P_{fin} = Peso metálico al final de la etapa de soplado

Si_{fin} = %Si deseado al final de la etapa de soplado

Toda la formulación utilizada en este apartado está extraída y debidamente explicada en el apartado 2.4.2.1.

6.2.3.2. Cálculo de la cal

La sílice formada en la oxidación del Si se concentrará en la escoria, por su menor peso específico. El índice de basicidad (IB), explicado en el apartado 2.4.2.1.2, mide la relación entre el silicio eliminado (Kg SiO_2) y la cal adicionada (Kg Cal):

$$Basicidad = Kg\ Cal / Kg\ SiO_2 \qquad [e_{2.19}]$$

El índice de basicidad nos indica qué densidad tiene una escoria. Se pretende que la basicidad tenga un valor entre 1.6 y 1.8. Si la escoria es demasiado líquida (I.B bajo) se mezclará con la colada, contaminando su composición. Si por el contrario es demasiado espesa (I.B alto) se verá afectado negativamente el proceso de descarburación, obteniéndose eficiencias de descarburación bajas, lo que conlleva a soplar más cantidad de oxígeno para reducir carbono.

Se conoce el silicio que se va a eliminar en la etapa de soplado ($Si_{_soplado}$) y el silicio que se va a adicionar en la etapa de reducción ($Si_{_red}$). Para calcular la cantidad exacta que proporciona la basicidad deseada, se utiliza la fórmula [$e_{6.6}$], despejando la variable *Kg Cal* :

$$Kg\ Cal = Basicidad * (Si_{_soplado} + Si_{_red}) \qquad [e_{2.20}]$$

6.2.3.3. Reparto de la cal

En el apartado anterior se ha visto cómo se puede calcular la cal que compensa el efecto del silicio oxidado. Esta cantidad debe adicionarse entre la etapa de reducción y las fases de la etapa de soplado. En este apartado se explica un método de reparto de la cal.

El protocolo de producción de la fábrica de Algeciras recomienda adicionar la cal gradualmente entre las fases de soplado, dejando al menos 1500Kg de cal en la etapa de reducción.

La cal afecta negativamente al proceso de descarburación: cuanta más cal se adicione durante la etapa de soplado más se suele reducir la eficiencia de descarburación, aumentándose los costes de producción. Por el contrario, la cal tiene un efecto enfriador, por lo que el adicionarlo en la etapa de soplado ayudará a controlar la temperatura. Por ello, es recomendable adicionar en las fases de soplado la mayor cantidad de cal, pero sin comprometer el proceso de descarburación del acero.

En la primera fase de soplado es donde se oxida o elimina más cantidad de Si, mientras que en las restantes se suele eliminar poca. Por tanto en la primera fase habrá que adicionar la cal necesaria para controlar el I.B (entre 1,6 y 1,8). La cal restante se adicionará en las fases 2 y 3 de forma equitativa, pero sin superar unos valores máximos, a partir de los cuales se vea afectada considerablemente la eficiencia. Estos umbrales pueden extraerse de la población de datos recopilada, calculando la media de la cuantía de cal adicionada en la fase 2 y 3 (3000Kg y 850Kg aprox.). En caso de superarse estos valores máximos, el resto se adicionará en fase de reducción.

En la figura 6.7 se muestra el esquema del reparto de cal. De esta forma se intenta controlar el índice de basicidad en la etapa de soplado, pero sin que se vea afectado excesivamente el proceso de descarburación.

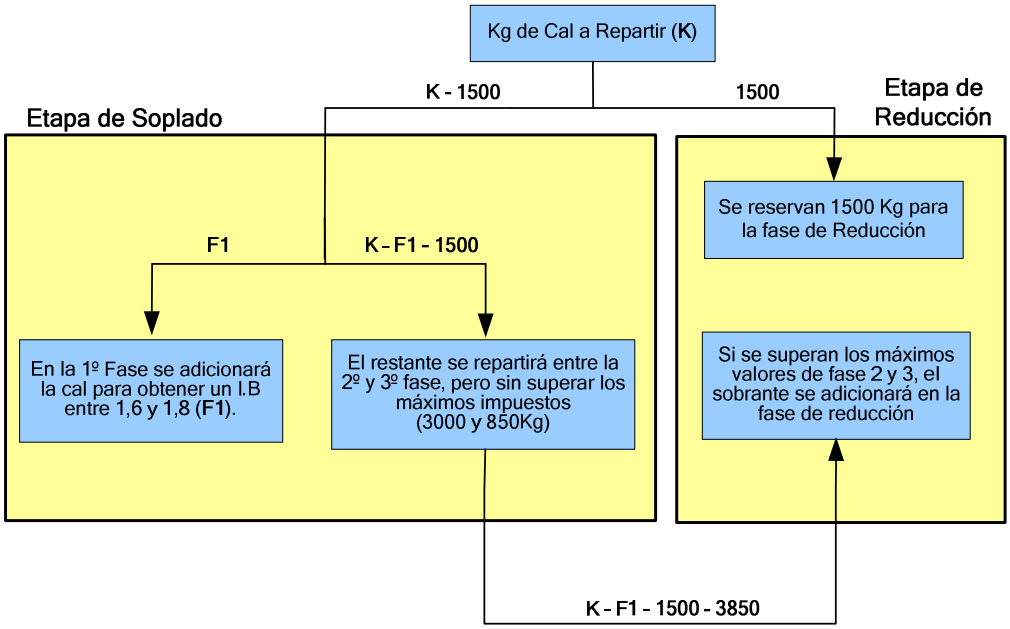


Figura 6.7. Esquema del reparto de la cal entre las fases de la etapa de soplado la etapa de reducción.

6.3. Esquema final

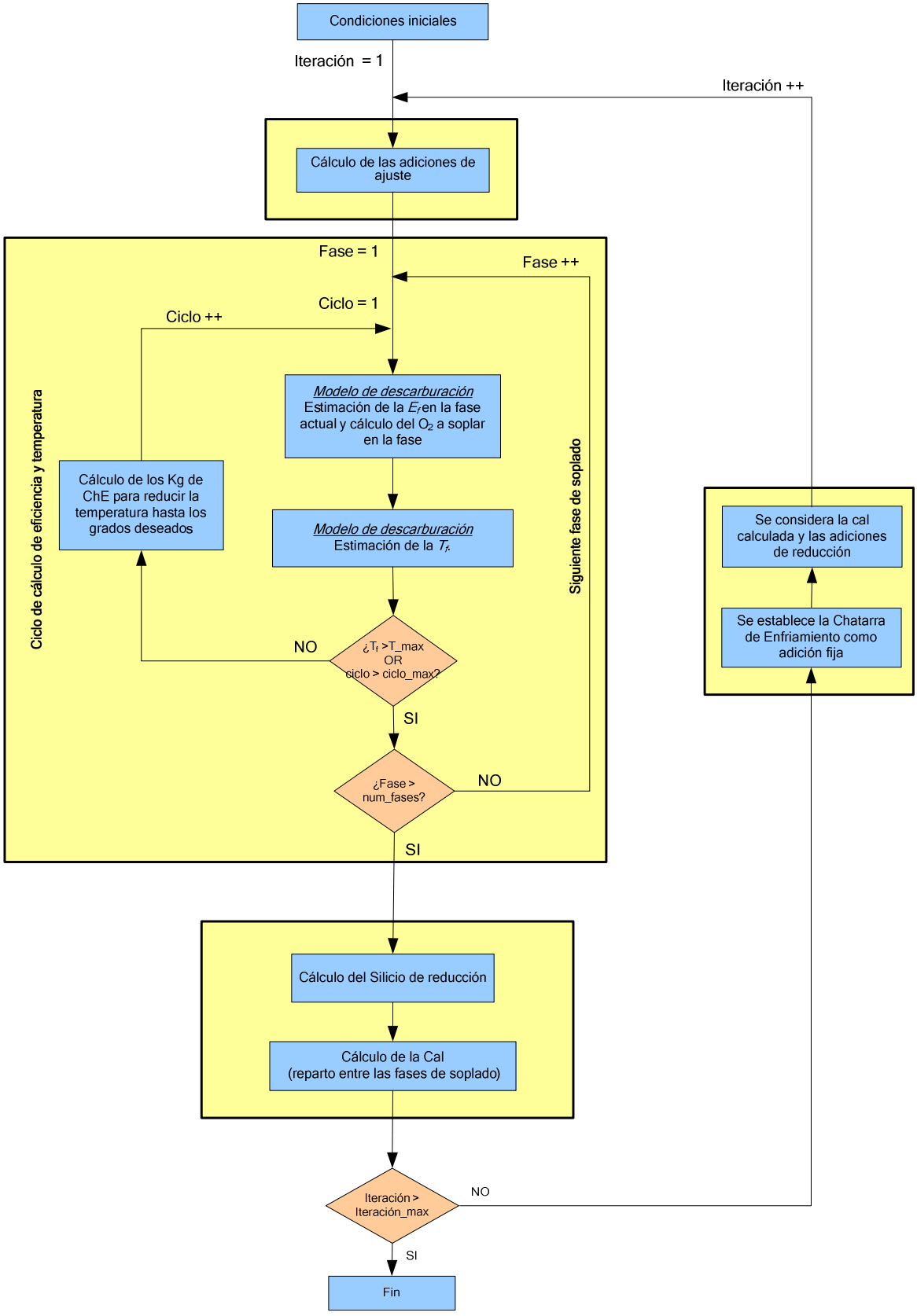


Figura 6.8. Esquema detallado del modelo de refinamiento del acero inoxidable.

Una vez explicado toda la dependencia entre los distintos procesos que componen el modelo de AOD, los problemas surgidos en las pruebas realizadas y las soluciones diseñadas, se presenta el esquema final en la figura 6.8.

El esquema diseñado tiene una estructura sencilla; contiene 2 bucles principales a los que se han definido un número máximo de iteraciones (ciclo_max, iteración_max) para evitar posibles bules infinitos.

En caso de que el modelo de AOD no proporcione una receta con la que se puedan obtener las condiciones finales deseadas, será necesario revisar las adiciones especificadas. En algunos casos será necesario modificar el tipo de acero a producir, puesto que con las condiciones de partida no es posible obtener las condiciones finales deseadas.

6.3.1. Requerimientos de producción: ajuste del Ni preferentemente mediante FeNi

El protocolo de producción de Acerinox recomienda utilizar FeNi para ajustar el Ni de la colada hasta una cantidad máxima (8-12Tm). Si se supera esta cantidad máxima se terminará de ajustar mediante adiciones de Ni puro.

Este procedimiento se realiza para abaratar los costes de producción: el FeNi es más barato que el Ni puro. No obstante si el Ni de la colada está muy desajustado y requiere grandes cantidades de níquel puro (p.ej. 5-10Tm), será necesario adicionar mucha cantidad de FeNi, llegándose a veces a superar los 20Tm. Por esta razón se define una cantidad máxima de FeNi.

Este protocolo de producción afecta al esquema diseñado. La figura 6.9 muestra las modificaciones pertinentes que contemplan estos requerimientos de producción.

1. Se ejecutará primero el modelo de refinamiento (figura 6.8), pero ajustando el Ni de la colada mediante FeNi.

2. Si se superan los kilos máximos (FeNi_max) se establece una adición fija de FeNi cuya cuantía es FeNi_max y se vuelve a ejecutar una sola vez más el modelo de refinamiento.

3. Si no se superan los kilos máximos (FeNi_max) se termina la ejecución.

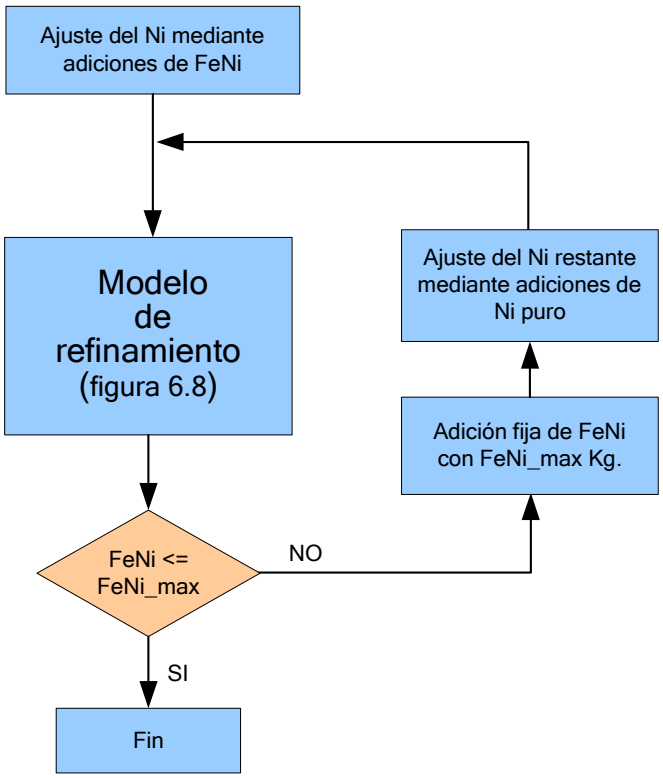


Figura 6.9. Esquema final del refinamiento del acero inoxidable.

Las pruebas realizadas sobre un ordenador personal XP 2000, con 256 MB y sistema operativo Windows XP dan un tiempo de ejecución por debajo de los 2 segundos. La fábrica de Acerinox cuenta con ordenadores de mucha menor potencia y sobre los cuales funciona adecuadamente.

CAPÍTULO 7

Aplicación del modelo de AOD al entorno de fabricación de acero inoxidable

7.1. Introducción

En los temas anteriores se ha descrito la metodología que se ha utilizado para construir el modelo de AOD. Una vez desarrollado este modelo, se ha implementado en un programa para que el operador desde su pupitre (figura 7.1) obtenga la receta de fabricación de cada colada.

Figura 7.1. Vista general de la cabina donde trabajan los operadores del AOD

En este capítulo se estudia el comportamiento del sistema. Para ello, se presentan en primer lugar algunos ejemplos de la aplicación del modelo de AOD en el entorno de fabricación. Se han seleccionado aleatoriamente 5 coladas de las producidas entre los meses de febrero y marzo de 2007. Las coladas seleccionadas incluyen aceros de las tres familias: ferrítico, austenítico normal y austenítico molibdeno.

También se incluyen estadísticas de su comportamiento en un período de tiempo. Se han analizado 965 coladas, producidas durante los meses de febrero y marzo de 2007. Este análisis se centra en dos puntos principalmente: qué precisión tiene el sistema para estimar la

eficiencia de descarburación y si el conjunto de adiciones calculadas consigue ajustar todos los elementos de la colada. Se tendrán en cuenta factores que pueden afectar al ajuste, como son el tipo de convertidor utilizado y la familia de acero inoxidable.

Han sido necesarios varios años para la puesta en marcha del modelo de AOD, durante las cuales se han instalado y depurado las distintas partes en las que se divide. Por ello, para concluir este estudio, se presenta una evolución de los resultados obtenidos durante este espacio de tiempo.

7.2. Ejemplo de coladas refinadas mediante el modelo de AOD

Para estudiar en detalle el comportamiento del modelo de AOD se han seleccionado aleatoriamente 5 coladas (tabla 5.1). Estas coladas producidas entres los meses de febrero y marzo de 2007 incluyen aceros de las tres familias: ferrítico, austenítico normal y austenítico molibdeno.

Colada	Familia de acero
B3J0	Austenítico Molibdeno
B4J7	Ferrítico
B4K6	Austenítico Normal
B5K4	Austenítico Normal
B5N4	Ferrítico

Tabla 7.1. Coladas seleccionadas para estudiar el comportamiento del modelo de AOD

Las coladas seleccionadas no disponen de análisis químicos entre las fases de soplado, lo que es habitual en la operativa normal de producción. Por ello, no se puede realizar un estudio a nivel de fase. Sin embargo, se dispone de un análisis al inicio y final de la etapa de soplado, así como de algunas tomas intermedias de temperatura, por lo que sí se puede realizar un análisis general del comportamiento del modelo.

El modelo de AOD recomienda una receta de fabricación al operador, pero nunca impone las acciones a realizar. Es el operador quién tiene la última palabra y puede cambiar la cuantía y el tipo de material a adicionar o modificar la cantidad de gases a soplar. En las coladas seleccionadas existen algunas diferencias entre lo que recomendó el programa y lo que realizó el operador. No obstante estas diferencias son pequeñas, lo que permite extraer conclusiones de cómo se comporta el sistema diseñado.

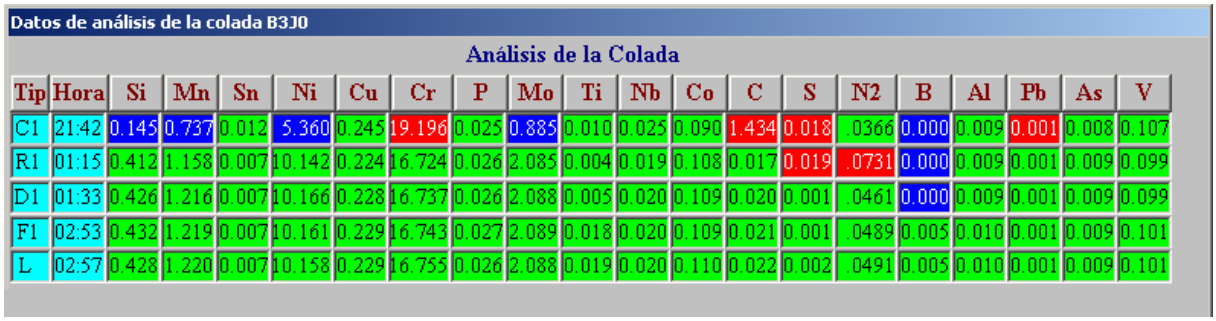
El estudio se centrará en tres puntos:

1. Si las adiciones calculadas consiguen corregir la composición química de la colada.
2. Si el volumen de oxígeno calculado consigue reducir la concentración de C hasta el valor final deseado.
3. Si la temperatura estimada se aproxima a los valores reales medidos durante la etapa de soplado.

7.2.1. Colada B3J0

La colada B3J0 se ha refinado en el AOD 1 y el código de su acero es 240, por lo que pertenece a la familia austenítica molibdeno. Esta colada tiene un peso inicial de 113Tm y una temperatura de partida de 1483ºC.

La figura 7.2 muestra todos los análisis realizados durante el proceso de refinado para la colada B3J0. Cada columna muestra la concentración de un elemento en la colada y el color del fondo denota si la composición del elemento se encuentra entre lo límites permitidos (verde) por encima de éstos (rojo) o por debajo (azul).



Datos de análisis de la colada B3J0

Análisis de la Colada

Tip	Hora	Si	Mn	Sn	Ni	Cu	Cr	P	Mo	Ti	Nb	Co	C	S	N2	B	Al	Pb	As	V
C1	21:42	0.145	0.737	0.012	5.360	0.245	19.196	0.025	0.885	0.010	0.025	0.090	1.434	0.018	.0366	0.000	0.009	0.001	0.008	0.107
R1	01:15	0.412	1.158	0.007	10.142	0.224	16.724	0.026	2.085	0.004	0.019	0.108	0.017	0.019	.0731	0.000	0.009	0.001	0.009	0.099
D1	01:33	0.426	1.216	0.007	10.166	0.228	16.737	0.026	2.088	0.005	0.020	0.109	0.020	0.001	.0461	0.000	0.009	0.001	0.009	0.099
F1	02:53	0.432	1.219	0.007	10.161	0.229	16.743	0.027	2.089	0.018	0.020	0.109	0.021	0.001	.0489	0.005	0.010	0.001	0.009	0.101
L	02:57	0.428	1.220	0.007	10.158	0.229	16.755	0.026	2.088	0.019	0.020	0.110	0.022	0.002	.0491	0.005	0.010	0.001	0.009	0.101

Figura 7.2. Análisis realizados durante el proceso de refinado de la colada B3J0

Los análisis tienen un código que identifica en que momento del proceso se realizó:

C1: Análisis antes de comenzar el proceso de refinado

R1: Análisis después de realizar la etapa de reducción.

D1: Análisis después de realizar la etapa de desulfuración.

F1: Análisis después de realizar la etapa de ajuste final.

L: Análisis al final del refinado, una vez volcado el acero a la cuchara.

Al inicio del proceso de refinado, la colada B3J0 tiene el Si, Mn, Ni y B por debajo de los límites permitidos, mientras que el Cr, C, S y Pb están por encima. El análisis R1 (tras realizar la reducción) denota que los elementos metálicos de la colada se han refinado, a excepción del S, N_2 y B que se corrigen tras realizar la etapa de desulfuración (análisis D1) y el ajuste final (análisis F1).

La figura 7.3 contiene información relacionada con las adiciones de materiales. En ella se muestra las adiciones recomendadas por el sistema y las que el operador realizó,

desglosadas para las etapas de soplado y reducción. También se incluye la diferencia entre ellas; el signo negativo indica que se adicionó menos cantidad de la programada y el signo positivo que se adicionó más que lo previsto.

Operaciones en AOD de la colada B3J0

Colada	B3J0	Fecha	13/02/2007	AOD	1	Acero	240	

Etapa Soplado

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
061	C9629001	OXIDO DE MO	1,750	1,750	0
201	A0131001	CAL SID	6,502	6,396	-106
045	C9553001	FENI B/C Y B/NI	6,500	6,580	80
053	C9458001	Ni BRIQUETAS	5,145	5,140	-5

Etapa Reducción

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
062	C9568002	FeMo-B/C	953	1,000	47
076	C9337001	FESIMN B-C	1,561	1,582	21
113	C9554001	FeSi B/C	2,265	2,274	9
201	A0131001	CAL SID	1,471	1,382	- 89

Figura 7.3. Adiciones recomendadas por el sistema y adicionadas por el operador para la colada B3J0

Como se puede apreciar, el operador ha seguido la recomendación del sistema, aunque ha pequeñas diferencias en las adiciones de ambas etapas. La mayoría de estas diferencias están por debajo de 100Kg. Este es un ejemplo de los errores de precisión del sistema automático de adiciones.

La figura 7.4 muestra información sobre los gases soplados y cómo han afectado al C y la temperatura de la colada B3J0. La gráfica muestra la evolución del ratio de soplado a lo largo de la etapa de soplado (relación entre O_2 y gas inerte soplados). La gráfica tiene un cambio de escala para poder visualizar mejor ratios altos y bajos. Como puede observarse esta etapa se ha dividido en tres fases y las dos últimas fases tienen un ratio de soplado muy similar entre sí e inferior que el de la primera fase.

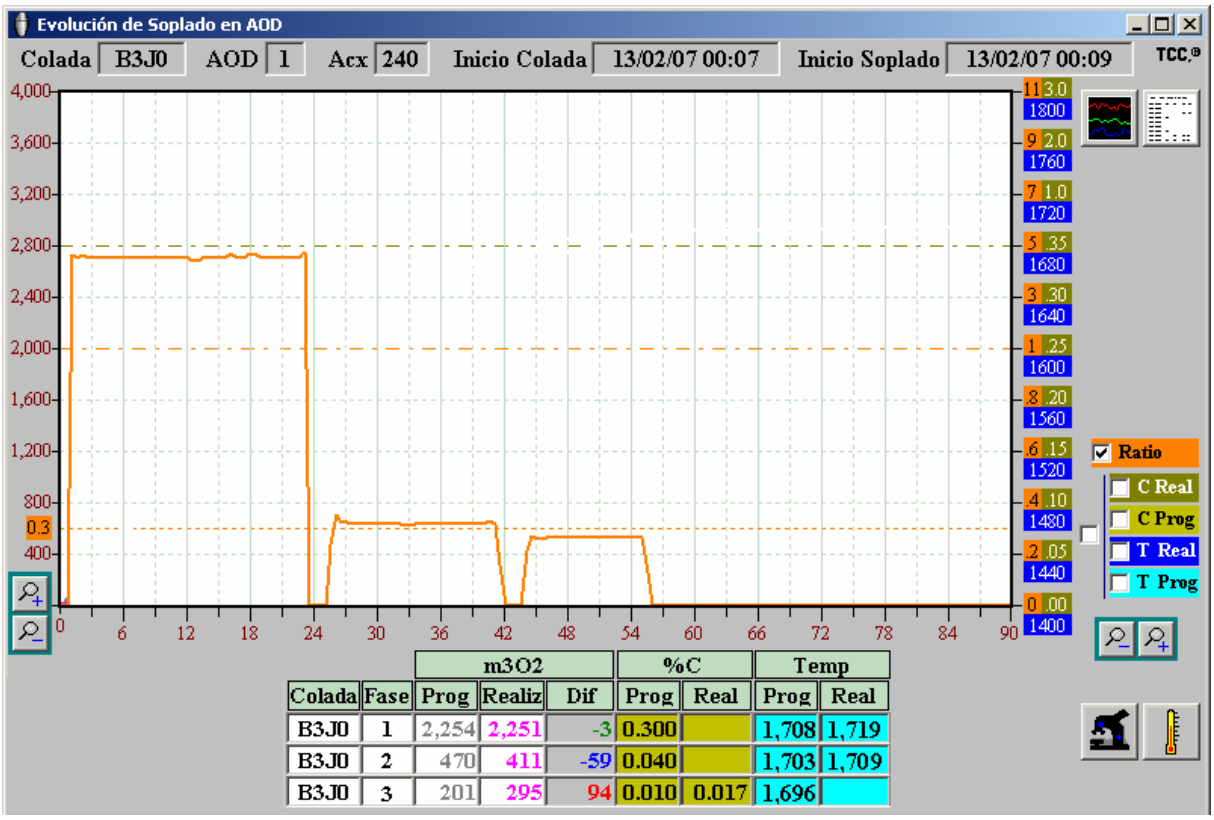


Figura 7.4. Información relacionada con los gases soplados. Evolución real del ratio de soplado.

El operador ha soplado 59 m^3 de O_2 menos que lo programado en la segunda fase y 94 más en la tercera (véase la parte inferior de la figura 7.4). Aunque el valor objetivo del C es 0,01 se ha obtenido al final de la fase de reducción (véase el análisis R1 de la figura 7.2) un valor 0,017, que está por debajo del límite superior (0,025).

Existen dos registros de temperatura al final de las fases 1 y 2 (figura 7.4). El error absoluto obtenido es 11 para la primera fase y 6 para la segunda.

Las adiciones recomendadas por el sistema permiten obtener la composición final permitida de todos los elementos, mientras que el oxígeno propuesto reduce el C dentro de sus límites. Se ha estimado la temperatura con una buena precisión, lo que ha permitido que el refractario no se desgaste debido a las altas temperaturas no previstas.

7.2.2. Colada B4J7

La colada B4J7 se ha refinado en el AOD número 2 y el código de su acero es 501, por lo que pertenece a la familia austenítica molibdeno. Esta colada tiene un peso inicial de 115Tm y una temperatura de entrada de 1464ºC.

Datos de análisis de la colada B4J7

Análisis de la Colada

Tip	Hora	Si	Mn	Sn	Ni	Cu	Cr	P	Mo	Ti	Nb	Co	C	S	N2	B	Al	Pb	As	V
C1	18:27	0.377	0.270	0.011	0.146	0.030	17.829	0.016	0.002	0.011	0.004	0.012	1.867	0.012	.0294	0.000	0.009	0.000	0.005	0.030
R1	22:12	0.457	0.245	0.010	0.155	0.026	16.793	0.018	0.002	0.007	0.004	0.010	0.013	0.012	.0418	0.000	0.008	0.001	0.007	0.029
D1	22:32	0.474	0.251	0.009	0.153	0.026	16.818	0.019	0.001	0.007	0.004	0.011	0.016		.0210	0.000	0.009	0.001	0.007	0.030
F2	01:26	0.431	0.257	0.010	0.168	0.027	16.842	0.019	0.003	0.008	0.004	0.011	0.024		.0255	0.000	0.009	0.001	0.007	0.029
L	01:29	0.432	0.258	0.010	0.172	0.027	16.790	0.019	0.004	0.008	0.004	0.011	0.024	0.001	.0250	0.000	0.009	0.001	0.007	0.030

Figura 7.5. Análisis realizados durante el proceso de refinado de la colada B4J7

La colada llega alta de Cr, de C y S (figura 7.5). El único de estos tres elementos que se corrige con adiciones en la fase de soplado es el Cr, que tiene un punto más que el límite máximo permitido (16,8%). Para reducir su valor, el sistema recomienda adicionar más de 7 toneladas de chatarra (material 8) para que diluya el Cr (figura 7.6).

Operaciones en AOD de la colada B4J7

Colada B4J7 Fecha 20/02/2007 AOD 2 Acero 501 01500

Etapa Soplado

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
008	C9578001	CHAT-A/C	7,769	7,703	-66
201	A0131001	CAL SID	5,000	4,959	-41
205	A0120001	CAL DOL	1,500	1,500	0

Etapa Reducción

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
113	C9554001	FeSi B/C	2,937	2,903	-34
201	A0131001	CAL SID	2,045	1,867	-178

Figura 7.6. Adiciones recomendadas por el sistema y adicionadas por el operador para la colada B4J7

El resto de materiales adicionados son cales y ferrosilicio. El operador ha seguido la receta de adiciones sugerida por el sistema, aunque hay ligeras diferencias como los 178Kg menos de cal adicionados en la etapa de reducción. Sólo ha sido necesaria una adición metálica en la etapa de soplado. Es más fácil refinar aceros ferríticos que austeníticos, puesto

que tienen una composición de Ni insignificante, por lo que hay que centrarse en corregir principalmente el Cr.

El operador ha soplado 95 m^3 de O_2 menos en la segunda fase y 156 más en la tercera, por lo que en cómputo general se ha soplado 68 m^3 más que lo recomendado por el sistema (2% del total programado). El carbono se ha reducido gradualmente hasta llegar al 0,013, valor que se haya dentro de los límites permitidos (véase la figura 7.7).

Se dispone únicamente de una toma de temperatura al final de la tercera fase. El sistema ha estimado un valor 26ºC mayor que el real, por lo que en este caso la predicción no ha sido buena.

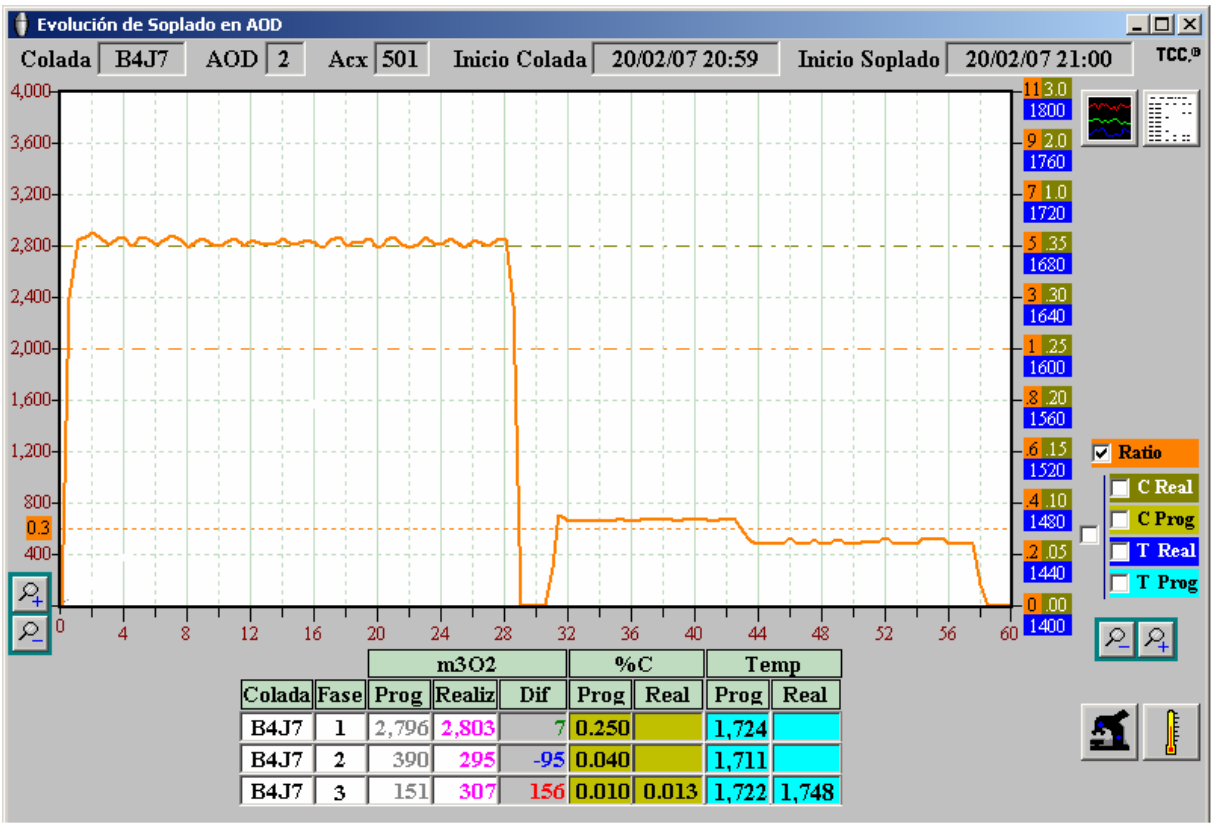


Figura 7.7. Información relacionada con los gases soplados para la colada B4J7

7.2.3. Colada B4K6

La colada B4K6 es un austenítico normal que se ha refinado en el AOD 1. Esta colada tiene un peso inicial de 115Tm y una temperatura de entrada de 1475ºC.

Datos de análisis de la colada B4K6

Análisis de la Colada

Tip	Hora	Si	Mn	Sn	Ni	Cu	Cr	P	Mo	Ti	Nb	Co	C	S	N2	B	Al	Pb	As	V
C2	05:05	0.183	0.902	0.019	5.975	0.347	20.859	0.029	0.331	0.007	0.010	0.107	1.114	0.019	.0453	0.000	0.009	0.001	0.010	0.098
R1	06:26	0.370	1.688	0.016	7.941	0.325	18.211	0.029	0.283	0.003	0.007	0.161	0.012	0.021	.2164	0.000	0.009	0.000	0.010	0.087
D1	06:42	0.438	1.748	0.016	8.007	0.314	18.172	0.028	0.286	0.004	0.007	0.154	0.018	0.004	.0736	0.000	0.009	0.000	0.009	0.087
F1	08:15	0.417	1.745	0.015	8.052	0.316	18.128	0.030	0.286	0.003	0.008	0.152	0.020	0.002	.0753	0.000	0.009	0.000	0.009	0.087
L	08:21	0.417	1.749	0.016	8.088	0.317	18.152	0.030	0.287	0.004	0.008	0.153	0.020	0.002	.0761	0.000	0.009	0.000	0.010	0.087

Figura 7.8. Análisis realizados durante el proceso de refinado de la colada B4J7

El análisis inicial (figura 7.8) muestra que están desajustados el Si, Mn, Ni, Cr, C, S, N_2 y Pb. Es destacable que el Ni está dos puntos por debajo de su valor permitido y el Cr dos por encima. Esta pauta de producción se realiza con frecuencia para obligar a adicionar cantidades cuantiosas de FeNi que aumenten la concentración de Ni y disminuyan la del Cr.

Operaciones en AOD de la colada B4K6

Colada B4K6 Fecha 21/02/2007 AOD 1 Acero 150

Etapa Soplado

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
008	C9578001	CHAT-A/C	808	971	163
041	C9570002	FeNi GRAN-A/C	13,281	13,348	67
201	A0131001	CAL SID	6,500	6,452	-48
205	A0120001	CAL DOL	1,500	1,526	26

Etapa Reducción

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
076	C9337001	FESIMN B-C	2,518	2,504	-14
113	C9554001	FeSi B/C	2,199	2,215	16

Figura 7.9. Adiciones recomendadas por el sistema y adicionadas por el operador para la colada B4J7

El sistema ha propuesto adicionar 13,3 Tm de FeNi para ajustar el Ni y unos 800Kg de chatarra para reducir la composición del Cr (figura 7.9). El Mn y el Si se ajustan en la fase de reducción, adicionando ferroaleaciones combinadas con Si y con Silicio-Manganeso. Otros elementos, como el S y N_2 y Ni se terminan de ajustar en etapas posteriores.

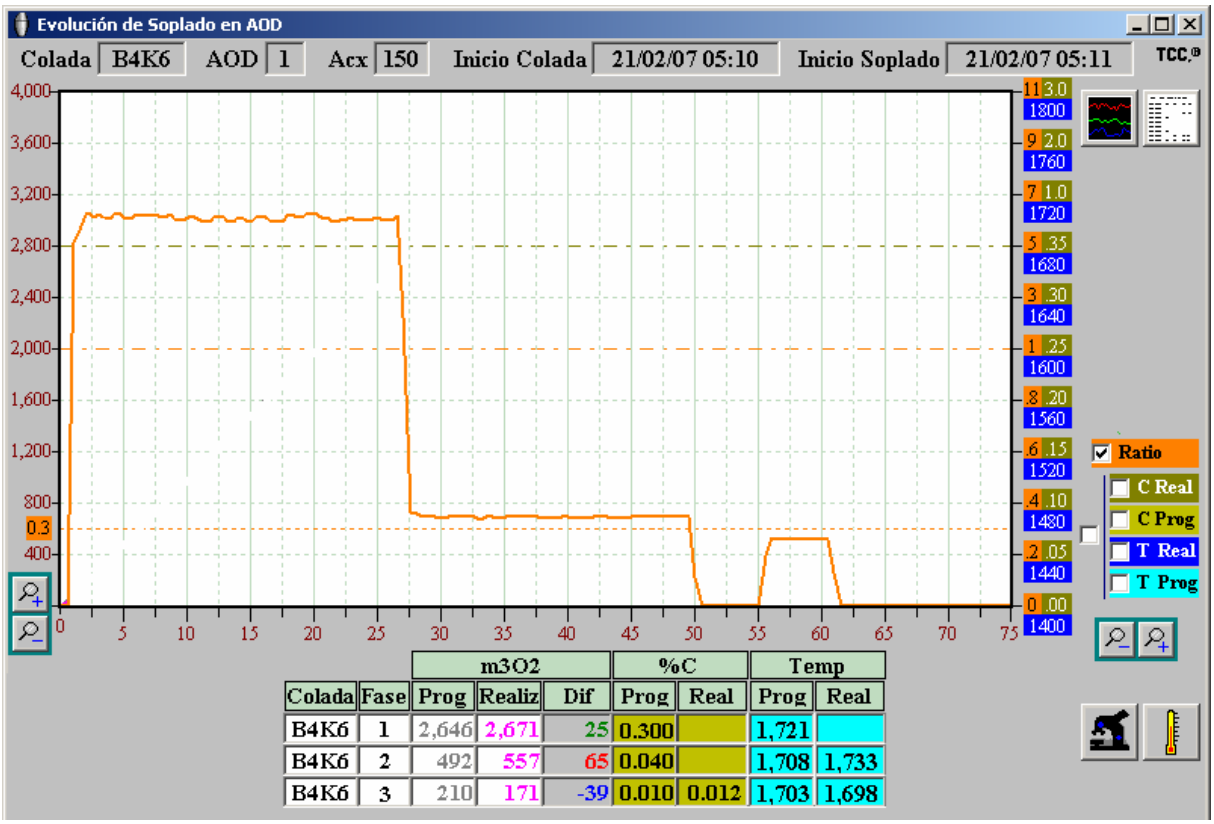


Figura 7.10. Información relacionada con los gases soplados para la colada B4K6

El operador ha alargado la duración de las 2 primeras fases de soplado y ha acortado la tercera. En total se han soplado 50m^3 más de O_2, que equivale al 1,5% respecto del total programado. El carbono se ha reducido gradualmente hasta llegar al 0,012 al final de la etapa de reducción. En las siguientes etapas ha aumentado progresivamente su valor, pero se ha mantenido dentro de los límites permitidos (véase la figura 7.8).

La temperatura al final de la segunda fase se ha estimado con 25ºC de error, mientras que en la tercera el error ha sido de 5ºC.

7.2.4. Colada B5K4

El cuarto caso de estudio, la colada B5K4, se produjo en el AOD 1 y su acero pertenece a la familia austenítica normal. El peso metálico de entrada es 99Tm y su temperatura inicial es 1471ºC.

Datos de análisis de la colada B5K4

Análisis de la Colada

Tip	Hora	Si	Mn	Sn	Ni	Cu	Cr	P	Mo	Ti	Nb	Co	C	S	N2	B	Al	Pb	As	V
C1	00:59	0.350	0.873	0.017	6.345	0.446	20.066	0.027	0.358	0.010	0.013	0.113	1.077	0.013	.0535	0.000	0.010	0.003	0.010	0.100
R1	03:34	0.477	1.698	0.015	8.094	0.401	18.141	0.029	0.316	0.003	0.010	0.141	0.011	0.017	.2109	0.000	0.008	0.001	0.010	0.094
D1	03:49	0.407	1.784	0.015	8.151	0.401	18.347	0.030	0.318	0.004	0.011	0.143	0.015	0.002	.0710	0.000	0.009	0.001	0.010	0.096
F1	05:48	0.367	1.779	0.016	8.215	0.408	18.369	0.030	0.325	0.004	0.018	0.144	0.021	0.002	.0735	0.000	0.010	0.001	0.009	0.094
L	05:51	0.363	1.781	0.016	8.224	0.411	18.374	0.030	0.326	0.004	0.022	0.144	0.021	0.002	.0736	0.000	0.010	0.001	0.010	0.094

Figura 7.11. Análisis realizados durante el proceso de refinado de la colada B5K4

Operaciones en AOD de la colada B5K4

Colada B5K4 Fecha 28/02/2007 AOD 1 Acero 150

Etapa Soplado

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
041	C9492001	FeNi GRAN-A/C	8,608	8,688	80
201	A0131001	CAL SID	5,000	5,488	488
205	A0120001	CAL DOL	1,500	1,403	- 97

Etapa Reducción

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
076	C9337002	FESIMN B-C	2,035	2,092	57
113	C9554001	FeSi B/C	1,549	1,560	11

Figura 7.12. Adiciones recomendadas por el sistema y adicionadas por el operador para la colada B5K4

La colada tiene una composición química diferente a la deseada, puesto que 7 elementos se encuentran desajustados (figura 7.11). Al igual que en la colada anterior, el Ni de entrada está por debajo del valor permitido y el Cr por encima.

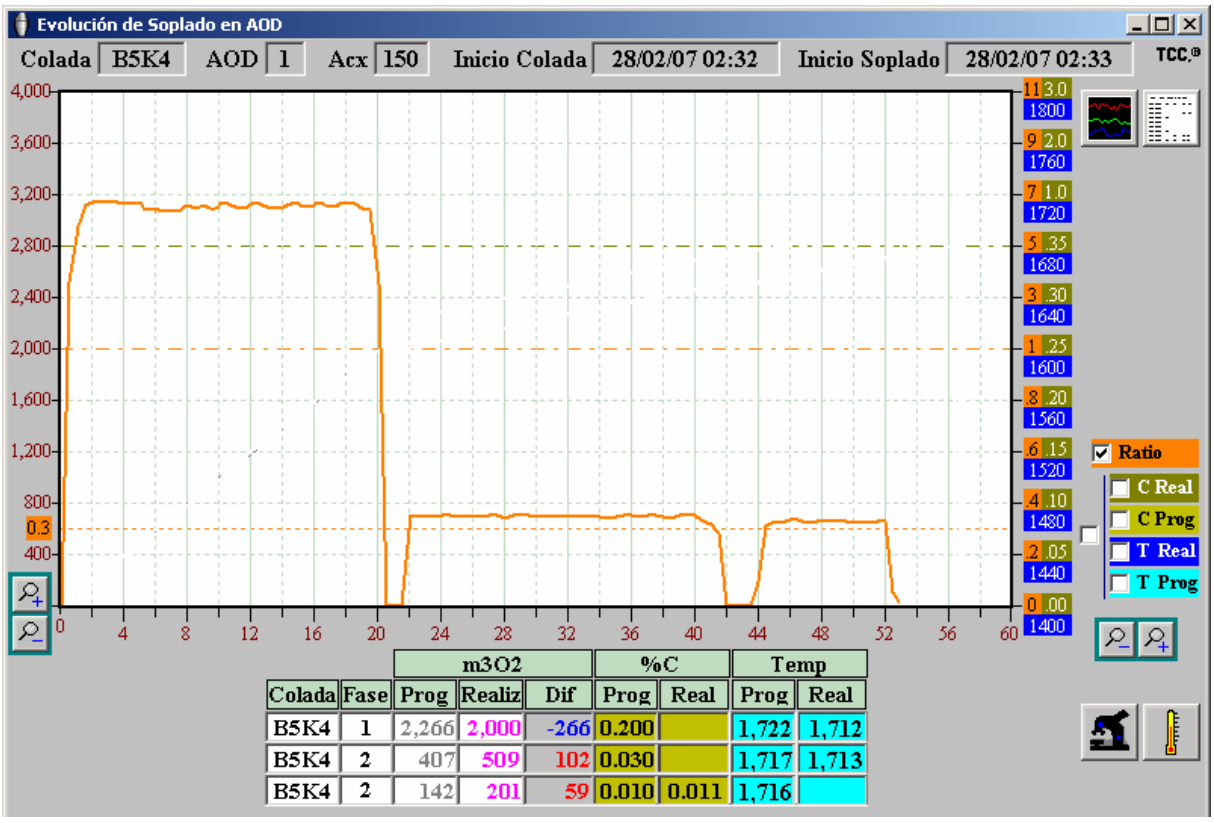
Las adiciones realizadas en la etapa de soplado corrigen la composición de los metales más importantes y cuantiosos: Ni y Cr (véase el análisis R1 de la figura 7.12). Sin embargo cuando se realiza la etapa de desulfuración se aumenta la concentración de estos elementos lo suficiente como para que se salgan, por poco, de su límite máximo permitido.

Los rangos con los que se trabajan en producción se denominan márgenes de producción y son bastante más estrictos que los márgenes de adjudicación, que son los rangos

de valores requeridos por los clientes. En este caso, el porcentaje de Cr y Ni es mayor que los márgenes superiores de producción (18,3% para el Cr y 8,15% para el Ni), pero menores de los de adjudicación (18,5% para el Cr y 8,3% para el Ni). A pesar de estar dentro de los rangos de venta, las adiciones que el sistema ha calculado para esta colada son ligeramente erróneas.

El acero 150 tiene especificado un proceso de refinado a través de 3 fases. Sin embargo, el operador ha realizado el refinamiento en dos fases (figura 7.13), soplando en total 100 m^3 menos que lo programado. Esta modificación de las pautas establecidas se suele realizar por requerimientos de tiempo, aunque no es frecuente. A pesar de ello, se ha conseguido reducir el C hasta un valor deseado.

Existen 2 tomas de temperatura al final de la primera y segunda fase, cuyos valores están muy próximos a los estimados (figura 7.13).



		m3O2			%C		Temp	
Colada	Fase	Prog	Realiz	Dif	Prog	Real	Prog	Real
B5K4	1	2,266	2,000	-266	0.200		1,722	1,712
B5K4	2	407	509	102	0.030		1,717	1,713
B5K4	2	142	201	59	0.010	0.011	1,716	

Figura 7.13. Información relacionada con los gases soplados para la colada B5K4

7.2.5. Colada B5N4

La colada B5K4 se produjo en el AOD 2 y su acero pertenece a la familia ferrítica. El peso metálico de entrada es 110Tm y su temperatura inicial es 1452ºC.

Datos de análisis de la colada B5N4

Análisis de la Colada

Tip	Hora	Si	Mn	Sn	Ni	Cu	Cr	P	Mo	Ti	Nb	Co	C	S	N2	B	Al	Pb	As	V
C1	05:01	0.277	0.294	0.014	0.236	0.087	18.205	0.018	0.017	0.010	0.004	0.017	1.978	0.015	.0212	0.000	0.009	0.001	0.006	0.077
R1	08:59	0.023	0.278	0.012	0.241	0.080	16.104	0.020	0.014	0.008	0.002	0.014	0.047	0.009	.0465	0.000	0.008	0.001	0.008	0.060
D1	09:15	0.368	0.282	0.012	0.246	0.080	16.182	0.020	0.014	0.007	0.003	0.014	0.038	0.008	.0366	0.000	0.008	0.001	0.008	0.062
F2	11:09	0.324	0.294	0.012	0.282	0.081	16.243	0.021	0.012	0.010	0.003	0.014	0.040	0.006	.0445	0.000	0.008	0.001	0.008	0.065
L	11:09	0.337	0.294	0.013	0.281	0.081	16.244	0.021	0.012	0.010	0.003	0.014	0.041	0.006	.0446	0.000	0.008	0.001	0.008	0.065

Figura 7.14. Análisis realizados durante el proceso de refinado de la colada B5N4

Operaciones en AOD de la colada B5N4

Colada B5N4 Fecha 01/03/2007 AOD 2 Acero 500

Etapa Soplado

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
008	C9578001	CHAT-A/C	14,278	14,256	-22
201	A0131001	CAL SID	4,009	4,030	21
205	A0120001	CAL DOL	3,000	2,969	-31

Etapa Reducción

Material	Contrato	Descripción	Programada	Adicionada	Diferencia
113	C9554001	FeSi B/C	2,499	3,401	902
201	A0131001	CAL SID	2,357	2,467	110
202	C9496001	ESPATO	1,473	1,494	21

Figura 7.15. Adiciones recomendadas por el sistema y adicionadas por el operador para la colada B5N4

El análisis inicial (figura 7.14) denota que están desajustados el Cr, C y S. El Cr tiene dos puntos más que el máximo permitido, por lo que es necesario disminuir su cuantía. Para este fin, el sistema recomienda adicionar 14,3Tm de chatarra (figura 7.15). Al final de la etapa de reducción la composición del Si se ha quedado por debajo del permitido, mientras que el S y N_2 están por encima. El silicio se terminará de ajustar en la etapa de desulfuración, mientras que el S se hará en la etapa de ajuste final. No obstante, al final del proceso el N_2 queda 45 milésimas por encima de su máximo permitido.

El proceso de refinado de un acero 500 consta de 2 fases y el porcentaje de carbono es mayor que el de las otras coladas estudiadas. En la primera fase se ha soplado más de 3000 m^3

de oxígeno fundamentalmente porque el C de inicial es alto (casi un 2%) y porque para fundir una adición de 14Tm de chatarra alta en carbono se requiere mucha cantidad oxígeno. En la segunda fase se han soplado 400 m^3 de O_2 (50 más que lo programado). Se ha obtenido un porcentaje de C 8 milésimas menor que el deseado, pero que se encuentra dentro de los rangos permitidos.

Existe sólo una toma de temperatura, realizada al final de la 2º fase. En este caso el sistema ha hecho una buena predicción (figura 7.16).

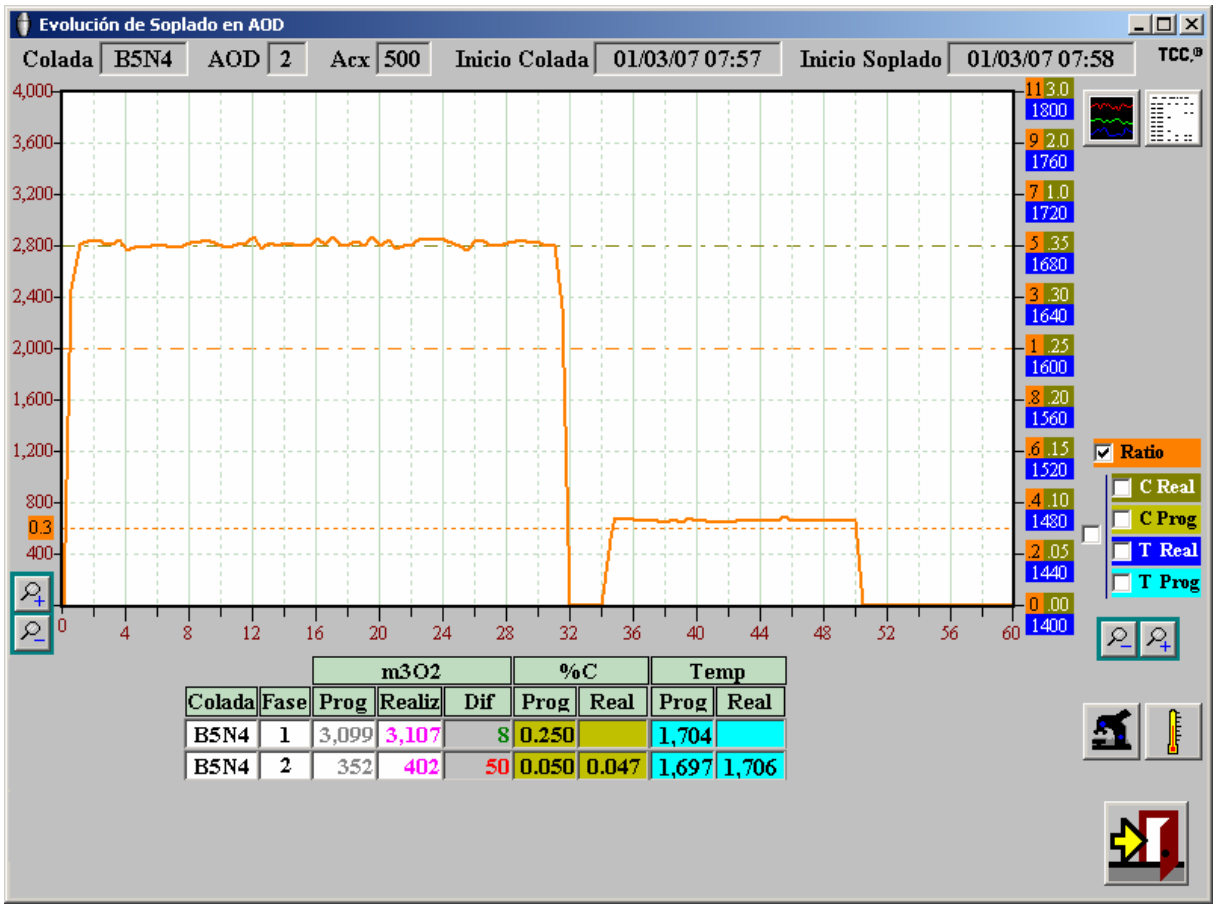


Figura 7.16. Información relacionada con los gases soplados para la colada B5N4

7.3. Estudio del comportamiento del modelo de AOD

En el apartado anterior se ha mostrado de forma detalla el resultado de aplicar el sistema diseñado sobre 5 coladas. No obstante es necesario realizar un estudio más representativo, que analice un conjunto amplio de casos. Con este fin se ha seleccionado las coladas producidas entre los meses de febrero y marzo de 2007, reuniendo un total de 965 coladas de distintos tipos de acero inoxidable (tabla 7.2).

Familia de Acero	Número de casos
Ferrítica	171
Austenítica Normal	687
Austenítica Molibdeno	107

Tabla 7.2. Número de casos por familia de acero del conjunto de coladas seleccionadas para el estudio

Este estudio se divide en dos partes: análisis del comportamiento del modelo de AOD a través de la eficiencia de descarburación y a través del ajuste químico.

Primero se analizará con qué precisión el sistema estima la E_f. En la mayoría de las coladas seleccionadas no se dispone de análisis entre las fases de soplado, sino que por requerimientos de costo y tiempo existe un análisis al inicio y al final de la etapa de soplado. Por esta razón, se compara la eficiencia de descarburación a nivel de etapa y no de fase. También se analizará si el convertidor o el tipo de familia de acero inoxidable afecta a las predicciones realizadas.

Finalmente se analizará si el acero refinado mediante las directrices recomendadas por el modelo tiene sus elementos dentro de los márgenes de producción. En caso de que algún elemento esté fuera de los rangos se estudiará qué desviación ha tenido. Se tendrán en cuenta factores que pueden afectar al ajuste, como son el tipo de convertidor utilizado o la familia de acero inoxidable.

7.3.1. Estudio del comportamiento del modelo a través de la eficiencia global de descarburación

7.3.1.1. Eficiencia global de descarburación

Las coladas producidas no suelen disponer de tomas para análisis químicos entre las fases de soplado. Esto imposibilita la comparación, a nivel de fase, de la eficiencia estimada por el sistema frente a la real obtenida.

La alternativa es estudiar la eficiencia de descarburación en el conjunto de todas las fases de la etapa de soplado. Se denomina a este parámetro eficiencia global de descarburación. Este valor es representativo de cómo se ha realizado el proceso de reducción del C durante el proceso del AOD. La eficiencia global real se mide según la siguiente fórmula:

$$E_f = \frac{Vol_O_2_C}{O_{2_soplado} + O_{2_adicionado} - Vol_O_2_Si} \qquad [e_{7.1}]$$

Donde:

Vol_O_2_C = Volumen de O_2 combinado con C en la etapa de soplado

Vol_O_2_Si = Volumen de O_2 combinado con Si en la etapa de soplado

O_2_soplado = Volumen de O_2 soplado en la etapa de soplado

O_2_adicionado = Volumen de O_2 que aportan las adiciones realizadas en la etapa de soplado.

La fórmula es equivalente a [$e_{.13}$], pero considerando los parámetros a nivel de etapa y no a nivel de fase. Por el contrario la eficiencia global programada se calcula a partir de la E_f estimada para cada fase, pero ponderando sus valores por el oxígeno soplado en cada una de ellas, según la siguiente fórmula:

$$\text{Ef_global_estimada} = \frac{\sum_{i=1}^{Max_fase} E_f(fase_i) * O_{2_soplado}(fase_i)}{\sum_{i=1}^{Max_fase} O_{2_soplado}(fase_i)} \qquad [e_{7.2}]$$

Donde

E_f ($fase_i$): eficiencia de descarburación estimada en la fase i-ésima

$O_{2_soplado}$($fase_i$): Oxígeno soplado en la fase i-ésima

Se va a comparar la eficiencia global estimada frente a la eficiencia global real, pero desglosado por AOD y por familia de acero inoxidable, por si estas características influyen en la precisión del modelo diseñado.

7.3.1.2. Análisis por AOD

La tabla 7.3 muestra el error absoluto medio y máximo en la estimación de la eficiencia global desglosado por AOD. Esta tabla incluye además información sobre la eficiencia global media estimada y la real, así como el volumen medio, máximo y mínimo soplado para cada convertidor (véase también la tabla 7.17).

	Error Absoluto		Eficiencia Global media		Volumen de O_2 soplado (m^3)		
	Medio	Máx.	estimada	Real	Medio	Máx.	Mín.
AOD 1	3,8	17,5	50,5	47,5	3288	5155	1980
AOD 2	3,2	17,3	55,0	53,7	2912	5270	1697

Tabla 7.3. Errores de estimación de la eficiencia global, valores medios estimados y reales e información sobre el volumen de O_2 soplado. La información está desglosada para cada convertidor.

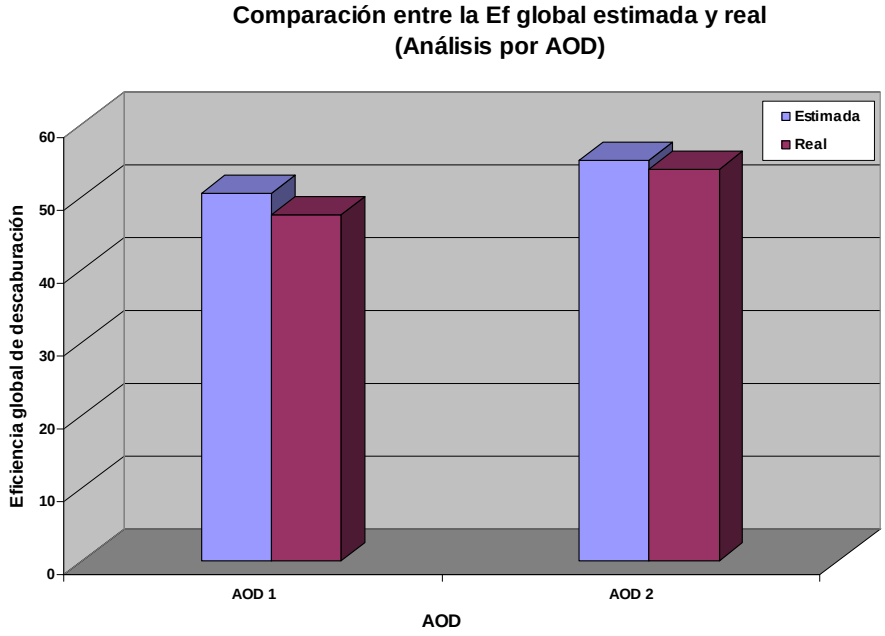


Figura 7.17. Comparación entre la eficiencia global programada y real por AOD

La eficiencia global media real es menor que la estimada para ambos convertidores, lo que denota que las previsiones son ligeramente más optimistas que en la realidad. Sin embargo, el error medio de estimación es más bajo para el convertidor 2, por lo que el sistema funciona mejor este AOD (véase la tabla 7.3).

El convertidor 2 proporciona eficiencias de descarburación más alta que el número uno, por lo que requiere menos cantidad de oxígeno para realizar la descarburación del acero (una media de 376 m^3 por colada). La explicación de esta diferencia tan clara reside en que el convertidor número 1 es más antiguo que el 2 y su forma afecta a la descarburación: simetría interna, dimensiones, altura, diámetro, etc. Si se sopla más volumen de oxígeno entonces se aumentan los costes de producción: se consumirá más volumen de este gas y se requerirá soplar durante más tiempo, lo que reducirá el número de coladas producidas al día.

7.3.1.3. Análisis por familia de acero

En la tabla 7.4 y figura 7.18 se muestran el error de estimación de la eficiencia global y los valores medios estimados y reales por cada familia de acero. La tabla 7.4 también incluye el volumen medio, máximo y mínimo soplado para cada familia.

Familia	Error Absoluto		Eficiencia Global media		Volumen de O_2 soplado (m3)		
	Medio	Máx.	Estimada	Real	Medio	Máx.	Mín.
Ferrítica	3,3	17,5	62,0	60,1	3760	5270	2398
A. Normal	3,5	17,5	52,1	50,0	2955	5153	1697
A. Molibdeno	3,5	17,3	43,1	40,9	2677	4976	1866

Tabla 7.4. Errores de estimación de la eficiencia global, valores medios estimados y reales e información sobre el volumen de O_2 soplado. La información está desglosada para cada familia de acero inoxidable.

En las tres familias de acero inoxidable la eficiencia global estimada media es ligeramente superior a la real. También en este caso las previsiones son ligeramente optimistas. Si se analizan los errores en la estimación de la eficiencia global, se aprecia unos valores similares para cada familia de acero (véase la tabla 7.4).

Existe una diferencia clara entre la eficiencia global real obtenida para cada familia de acero: las coladas ferríticas tienen un valor más alto que los aceros tipo austenítico normal, que a su vez tiene un valor mayor que las coladas austeníticas molibdeno. Hay una diferencia porcentual de 10 puntos entre cada uno de estos tipos (véase la tabla 7.4). Estas diferencias tan claras se deben a las características principales de cada familia de acero.

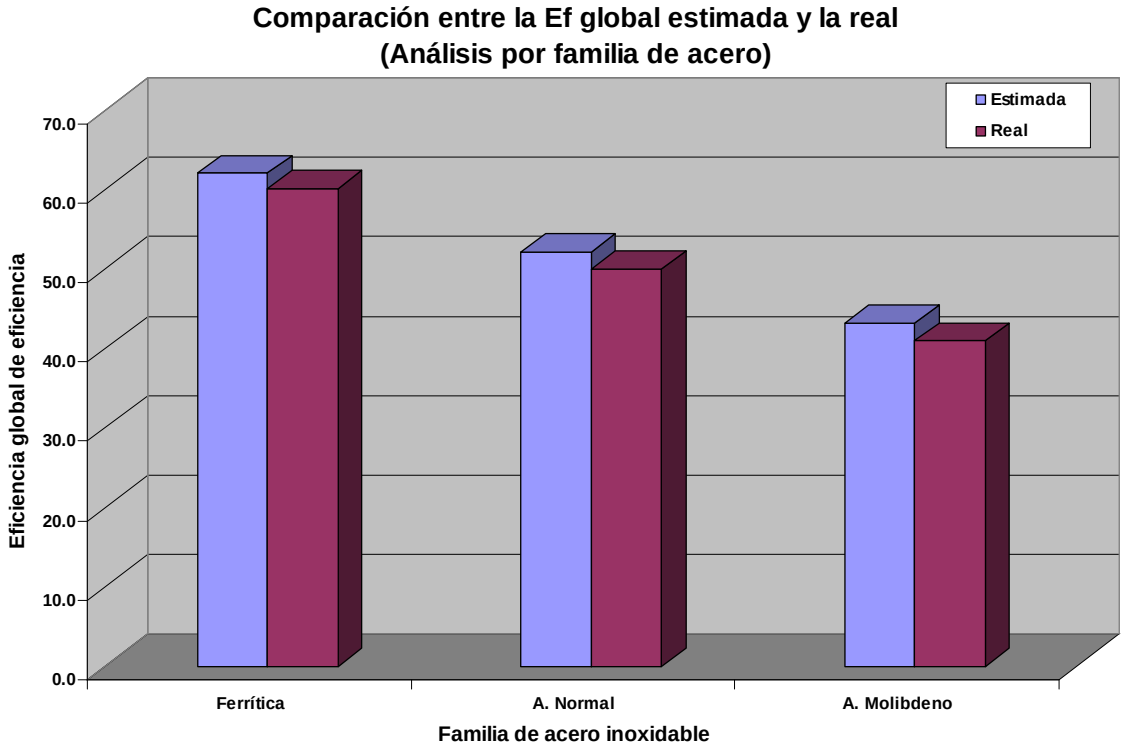


Figura 7.18. Comparación entre la eficiencia global programada y real por familia de acero

En la tabla 7.5 se muestran las concentraciones medias y máximas de C al inicio y final de la etapa de soplado para cada familia de acero. Las coladas ferríticas tienen un valor de C inicial significativamente más alto que en las coladas auteníticas (véase la tabla 7.5). Además, las coladas asteníticas normal tienen una concentración de carbono inicial medio mayor que las austeníticas molibdeno.

	%C inicial (etapa soplado)		%C final (etapa soplado)	
	Media	Máx.	Media	Máx.
Ferrítica	1,93	2,6	0,026	0,077
A. Normal	1,15	2,3	0,024	0,069
A. Molibdeno	1,04	2,2	0,016	0,048

Tabla 7.5. Porcentaje de carbono inicial y final para cada familia de acero

El proceso de descarburación suele complicarse cuando la colada contiene una baja concentración de C. Si el baño tiene un número reducido de moléculas de C, el oxígeno soplado oxida más cantidad de metales. Por el contrario, cuando se refinan coladas con valores altos de C, el oxígeno se combina con mayor facilidad con este elemento. Cuanta

mayor cantidad de C se oxide en estas condiciones favorables, mayor tenderá a ser la eficiencia global de descarburación.

7.3.2. Estudio del comportamiento del modelo a través del ajuste químico

Este apartado se centra en cuantificar si las coladas refinadas tienen la composición química final deseada. El análisis se ha centrado en los 6 elementos más importantes: C, Si, Mn, Mo, Cr y Ni. En la tabla 7.6 se muestra la composición deseada máxima, media y mínima de estos elementos, extraída de las 965 coladas seleccionadas entre febrero y marzo de 2007.

Elementos	Ni	Cr	Si	Mn	Mo	C
Composición deseada media	7,34	17,74	0,38	1,31	0,47	0,03
Composición deseada máxima	20,75	25,30	2,30	7,10	3,30	0,48
Composición deseada mínima	0,10	11,00	0,08	0,25	0,15	0,01

Tabla 7.6. Composición química objetivo de los elementos más importantes para las coladas producidas entre febrero y marzo de 2007

En la figura 7.19 y en la tabla 7.7 se muestra el porcentaje de casos que tiene una composición fuera de los márgenes de producción para los elementos analizados. También se incluye en la tabla 7.7 el error máximo y medio absoluto de los casos que están fuera de rango. Este error mide la diferencia absoluta entre composición química y el límite de producción más cercano.

Elementos	Ni	Cr	Si	Mn	Mo	C
Número casos fuera rango	163	124	102	19	15	162
%casos fuera de rangos	16,9%	12,9%	10,6%	2,0%	1,6%	16,8%
Error absoluto medio	0,067	0,097	0,045	0,028	0,030	0,005
Error absoluto máximo	0,484	0,545	0,312	0,108	0,067	0,027

Tabla 7.7. Elementos fuera de los rangos de producción. Los porcentajes se miden respecto del número total de coladas, 965

Los elementos que con mayor frecuencia no se consiguen ajustar son el Ni, C, Cr y Si, que superan el 10% respecto de todas las coladas estudiadas, mientras que el Mn y el Mo sólo están desajustados en menos del 2% de los casos.

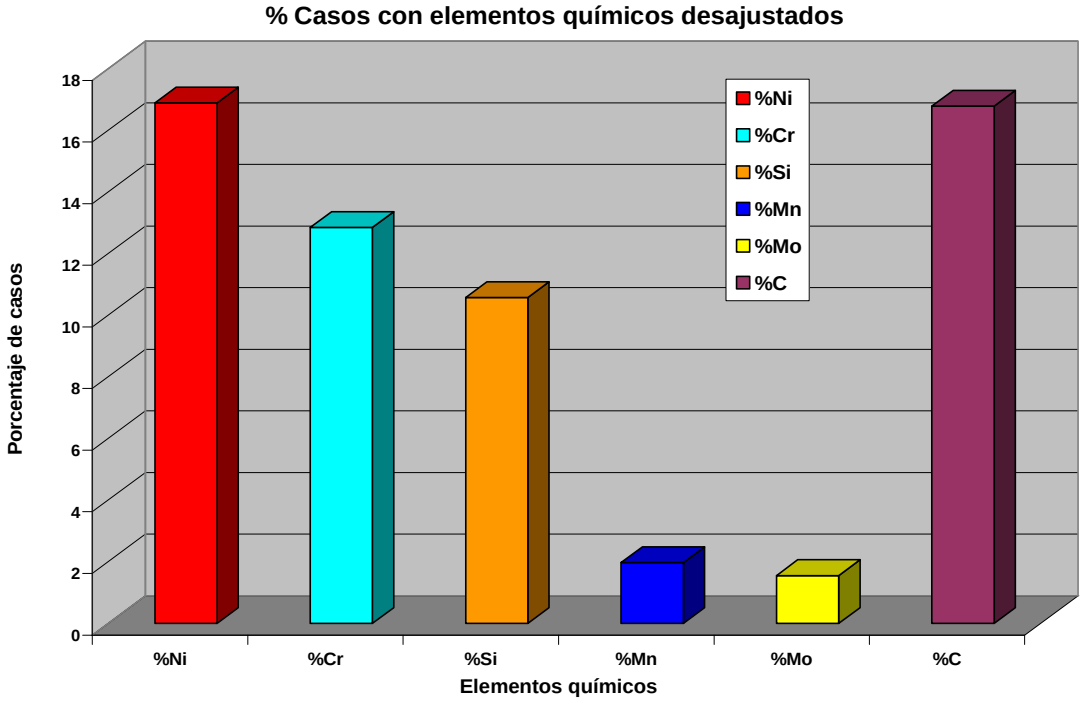


Figura 7.19. Elementos fuera de los rangos de producción

No sólo es interesante el conocer qué porcentaje de casos tienen elementos fuera de los márgenes de producción, sino que además podría aportar información relevante saber si los elementos están desajustados por exceso o por defecto. En la tabla 7.8 y en la figura 7.20 se muestra estas estadísticas para los 6 elementos químicos analizados.

Elementos	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%Mn**	**%Mo**	**%C**
Número Casos fuera márgenes	163	124	102	19	15	162
% desajuste por exceso	89%	87%	69%	79%	93%	55%
% desajuste por defecto	11%	13%	31%	21%	7%	45%

Tabla 7.8. Elementos fuera de los rangos de producción. Estadísticas por exceso o defecto de cantidad. Los porcentajes están calculados respecto del número de casos fuera de rango

El Cr, Ni, Mo, Si y Mn están desajustados en la gran mayoría de los casos porque la colada contiene más cantidad que la deseada. Por el contrario, no existe una pauta clara para el C y se desajusta tanto por exceso como por defecto en su cantidad.

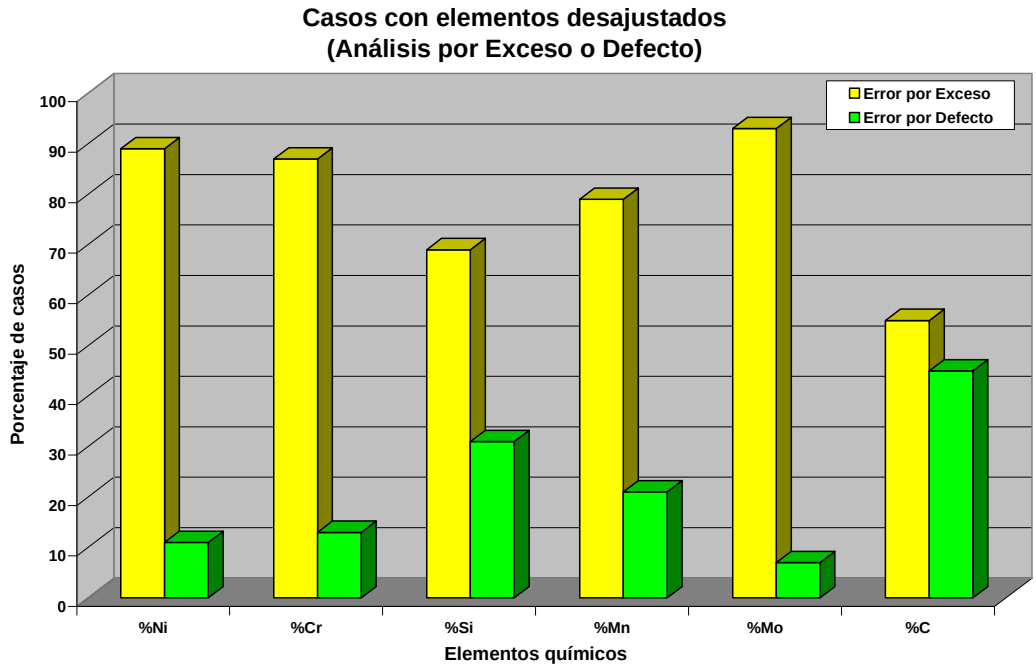


Figura 7.20. Elementos fuera de los rangos de producción. Estadísticas por exceso o defecto de cantidad. Los porcentajes están calculados respecto del número de casos fuera de rango

A continuación se analiza el desajuste de los 6 elementos químicos más importantes para la totalidad de coladas seleccionadas.

Desajuste del Ni

El níquel es el elemento que con más frecuencia queda desajustado (figura 7.17). Este elemento suele tener una alta concentración en la mayoría de los aceros inoxidables, por lo que se requiere mucha cantidad de materiales para ajustarlo, especialmente cuando se utilizan ferro-aleaciones, lo que dificulta que quede dentro de los márgenes de producción. El error medio es de 67 milésimas (tabla 7.7), que equivale a 80Kg sobre el peso metálico medio de una colada al final del refinado, 120.000Kg aproximadamente. Si las 955 coladas analizadas tienen un Ni deseado medio del 7,34% (tabla 7.6), entonces contienen una media de 8.800Kg de níquel puro. En resumen, el error medio representa un exceso o defecto medio de 80Kg de níquel puro sobre 8.800Kg.

El níquel es uno de los elementos químicos del acero inoxidable más caros y uno de los más presentes, por lo que su valor en el mercado modifica considerablemente el precio del producto final. Si se producen una media de 26 coladas al día, entonces se está utilizando innecesariamente 110,4Tm de Ni puro al año. Si el precio de la tonelada de Ni puro es de

49.500$/Tm (a 16 de Marzo de 2007, www.lme.co.uk) entonces este problema supone un coste adicional de 4.108.872€ al año (682 millones de las antiguas pesetas).

Desajuste del Cr

Otro de los elementos más desajustados es el Cr, que tiene una concentración alta en la mayoría de los aceros inoxidables. El error medio obtenido es de 1 décima, que equivale a 120Kg de cromo puros sobre el peso metálico medio de una colada al final del refinado. El Cr medio deseado de las coladas analizadas es aproximadamente 17,7% (tabla 7.6), por lo que éstas contienen una media de 21.240Kg de cromo puros. 120Kg es una cantidad relativamente baja en comparación con 21Tm.

Hay que considerar que las materias primas utilizadas para ajustar las coladas son ferroaleaciones y no materiales puros, por lo que se necesita mucha cantidad para refinar elementos, especialmente el Cr y el Ni (que tienen altas concentraciones). Existen errores en la precisión del sistema de adiciones que afectarán en mayor medida a los resultados cuanta mayor cantidad de materiales se utilice.

Al igual que ocurre con el Ni, se está utilizando más cantidad de Cr de la requerida en la mayoría de los casos cuyo valor queda fuera de los márgenes de producción (figura 7.20).

Desajuste del Si

El número de casos donde el Si no está ajustado ronda el 10% y el error medio es de 5 centésimas (60Kg sobre 120.000). El silicio se ajusta en la etapa de reducción: se adiciona el silicio de reducción (para recuperar metales oxidados) junto con el silicio de composición. En caso de que existan óxidos no contemplados en la colada, la cantidad de silicio calculada será incorrecta, quedando este elemento desajustado. La figura 7.20 muestra que se está adicionando más cantidad de silicio de la requerida.

Desajuste del Mn y Mo

El Mn y el Mo se ajustan en más del 98% de los casos y el error absoluto medio ronda las 3 centésimas porcentuales.

El Mn se ajusta mediante adiciones de materias primas en la fase de reducción. Esto facilita la tarea y reduce las posibilidades de que el elemento quede fuera del rango deseado.

Por el contrario, el Mo se ajusta en la etapa de soplado, pero su concentración deseada es muy baja (0,47% de media en las coladas estudiadas) por lo que es uno de los elementos más fáciles de ajustar en esta etapa.

Desajuste del C

El C es el único de los 6 elementos analizados que se reduce mediante soplado de oxígeno y hay que disminuirlo hasta unos valores muy pequeños (0,03 de media en las coladas analizadas), por lo que es el elemento más complicado de ajustar. Aproximadamente el 17% de las coladas estudiadas están fuera de los márgenes de producción. No obstante, el error absoluto medio es de 5 milésimas, que representa 6Kg sobre el peso metálico medio de una colada al final del refinado (120.000Kg).

El carbono deseado tiene unos valores tan reducidos que ligeras desviaciones supone salirse de los márgenes de producción. Dado que se disminuye la concentración mediante soplado, se complica el procedimiento de refino y aumenta las posibilidades del desajuste. Al contrario que los restantes elementos químicos, los casos que tienen el C desajustado no siguen una pauta clara (véase la tabla 7.8 y la figura 7.20).

Discusión de los resultados

Antes de discutir los resultados, es importante destacar que se está estudiando el comportamiento real del modelo de AOD sobre un entorno industrial exigente: pueden existir limitaciones de producción, incidentes durante el proceso, modificaciones de las pautas de fabricación debido a requerimientos de tiempo o recursos, la composición química inicial de la colada puede ser tan diferente de la deseada que no se puedan ajustar todos sus elementos, etc. También hay que considerar las limitaciones del entorno de producción: la precisión del sistema de básculas y del sistema de adiciones. Ya se ha visto que unos pocos kilogramos pueden provocar el desajuste de un elemento.

Los elementos que suelen estar más desajustados son el Ni, Cr, Si y C. En la mayoría de los casos el desajuste es por exceso. El Ni, Cr y Si son elementos que se refinan adicionando materiales. Si todos tienden a desajustarse por exceso, es porque se está utilizando más cantidad de la necesaria. Por el contrario, el C es el único elemento que se ajusta inyectado oxígeno, por lo que se está soplando menos oxígeno del necesario o las adiciones utilizadas aportan más cantidad de carbono que el previsto.

Otro factor que puede afectar, especialmente al C, es la adición de materiales contaminados en fase de reducción, desulfuración y ajuste final. Si el error absoluto medio para el C es de 5 milésimas (6Kg sobre el peso metálico medio de una colada), entonces una pequeña contaminación en los materiales adicionados puede provocar un desajuste de este elemento.

Los análisis químicos se realizan a partir de una pequeña muestra de la colada que, una vez enfriada, se lija mediante un proceso automático. La composición química se obtiene analizando la superficie previamente pulida. Esta lija se desgasta con el uso y se sustituye por una nueva con cada cambio de turno. Las condiciones de la lija podrían afectar al pulido de la superficie y, por tanto, a los resultados del análisis químico. Por otro lado, cuando se quiere analizar una muestra, es deseable realizar el proceso un número significativo de veces y realizar una media de los resultados obtenidos. Sin embargo, realizar tantas pruebas requiere tiempo, pero el proceso de producción necesita los resultados de los análisis en un espacio de tiempo reducido. Por ello, se suele realizar un sólo análisis de cada muestra. Los análisis químicos son imprescindibles para obtener la receta de fabricación y pequeños errores pueden suponer desajustes significativos de alguno de los elementos.

También hay que considerar que se está realizando este estudio con los márgenes de producción. Los márgenes de producción son unos límites muy restrictivos que se auto imponen durante el proceso de fabricación y son bastante más estrictos que los de adjudicación (rangos requeridos por los clientes).

7.3.2.1. Análisis por AOD

La figura 7.21 y la tabla 7.9 muestran el porcentaje de casos que tienen elementos desajustados, pero desglosado por el tipo de AOD. No existen diferencias claras para el Ni, C y Mo, sin embargo dependiendo de el convertidor utilizado, el porcentaje de casos con Cr, Si y Mn desajustado difiere.

Elementos	%Ni		%Cr		%Si		%Mn		%Mo		%C	
AOD	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
%Casos con elementos desajustados	16.9	17	14.8	10.9	12.6	8.5	2.9	1.1	1.8	1.3	17.1	16.6
Error absoluto Medio	0.071	0.063	0.098	0.096	0.044	0.042	0.026	0.033	0.025	0.036	0.005	0.004
Error absoluto Máximo	0.484	0.322	0.55	0.42	0.168	0.167	0.108	0.07	0.067	0.063	0.027	0.015

Tabla 7.9. Elementos fuera de los rangos de producción, análisis por AOD

El refinamiento del acero inoxidable en el convertidor 2 reduce el número de casos con el Cr, Si y Mn fuera de los márgenes de producción. Una posible explicación a este fenómeno es que el AOD número 2 tiene unas dimensiones más favorables para realizar la descarburación.

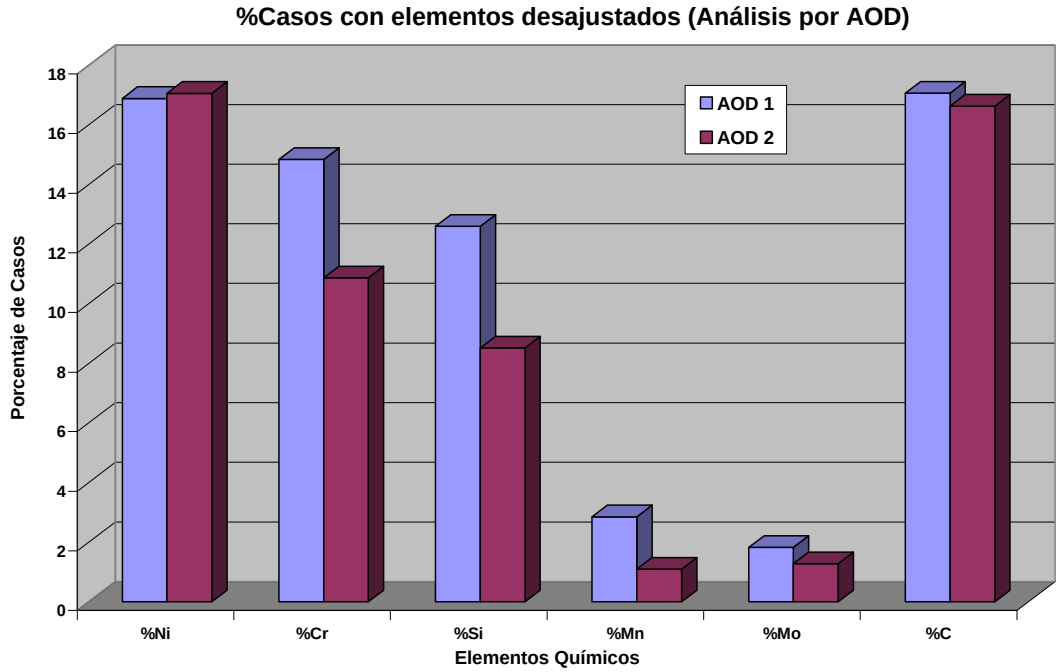


Figura 7.21. Elementos fuera de los rangos de producción, análisis por AOD

La tabla 7.10 muestra el número de casos fuera de rango por cada elemento y AOD y el porcentaje que ha sido por exceso y por defecto. La figura 7.22 representa los porcentajes gráficamente.

AOD	1				2			
Elementos	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%C**	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%C**
Número casos fuera rango	83	73	62	84	80	51	40	78
Error por exceso del elemento	89%	88%	84%	70%	89%	86%	45%	38%
Error por defecto del elemento	11%	12%	16%	30%	11%	14%	55%	62%

Tabla 7.10. Elementos fuera de los rangos de producción. Estadísticas por exceso o defecto de cantidad. Los porcentajes están calculados respecto del número de casos fuera de rango

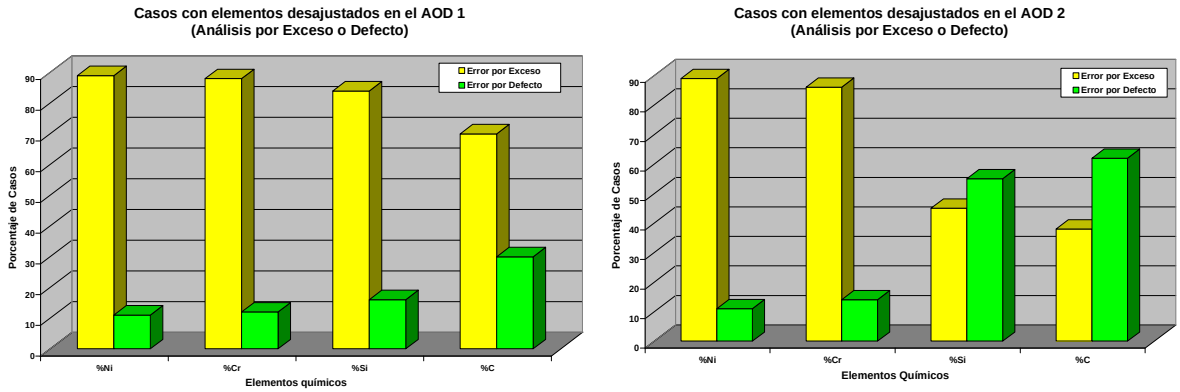


Figura 7.22. Análisis de elementos desajustados por tipo de AOD. Estadísticas por exceso o defecto de cantidad. Los porcentajes están calculados respecto del número de casos fuera de rango

De estos datos se extrae que el AOD 1 tiende a desajustar por exceso el Si y el C, mientras que en el convertidor 2 se desajustan tanto por exceso como por defecto. El AOD 1 es el que descarbura con peor eficiencia de los dos convertidores, por lo que es más probable que la concentración del C sea mayor que el margen de producción superior.

En el AOD 1 se sopla una media de 376 m^3 de O_2 más por colada que en el otro convertidor (tabla 7.6). Si es necesario soplar más oxígeno con peor eficiencia, entonces se oxidan más metales, por lo que se requiere adicionar más silicio en la fase de reducción.

En resumen, las estadísticas muestran que es necesario soplar más oxígeno y adicionar menos Si de lo que se está realizando en el AOD 1. También indican que es necesario reducir la cantidad de Ni y Cr adicionado.

7.3.2.2. Análisis por familia de acero

En este apartado se analiza el refinado del acero inoxidable en función del tipo de familia. En las tablas 7.11 y 7.12 se muestran la composición deseada máxima, media y mínima de estos elementos extraída de las coladas ferrítica y austenítica normal producidas entre febrero y marzo de 2007, respectivamente.

Familia ferrítica						
Elementos	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%Mn**	**%Mo**	**%C**
Composición deseada media	0,17	16,12	0,38	0,37	0,27	0,04
Composición deseada máxima	4,20	17,80	0,50	7,10	1,00	0,08
Composición deseada mínima	0,10	11,00	0,35	0,25	0,18	0,005

Tabla 7.11. Composición química objetivo de los elementos más importantes para las coladas ferríticas producidas entre febrero y marzo de 2007

Familia austenítica normal						
Elementos	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%Mn**	**%Mo**	**%C**
Composición deseada media	8,65	18,25	0,39	1,51	0,25	0,04
Composición deseada máxima	20,75	25,30	2,30	1,95	0,60	0,48
Composición deseada mínima	0,15	13,35	0,08	0,35	0,15	0,01

Tabla 7.12. Composición química objetivo de los elementos más importantes para las coladas austenítica normal producidas entre febrero y marzo de 2007

En la figura 7.23 y la tabla 7.13 se muestran las estadísticas de casos con elementos desajustados por cada familia de acero.

Elementos	**Nº casos**	**%Ni**	**%C**	**%Cr**	**%Si**	**%Mn**	**%Mo**
Ferrítica	171	12,3	24,6	9,9	12,3	0,0	0,0
Auste. Normal	687	9,4	17,9	10,4	9,4	2,8	3,8
Auste. Molibdeno	107	19,2	14,7	14,0	10,4	2,3	1,6

Tabla 7.13. Elementos fuera de los rangos de producción, análisis por tipo de familia. Porcentaje respecto del total de casos de cada familia: ferrítica 171, austenítica normal 687 y austenítica molibdeno 107.

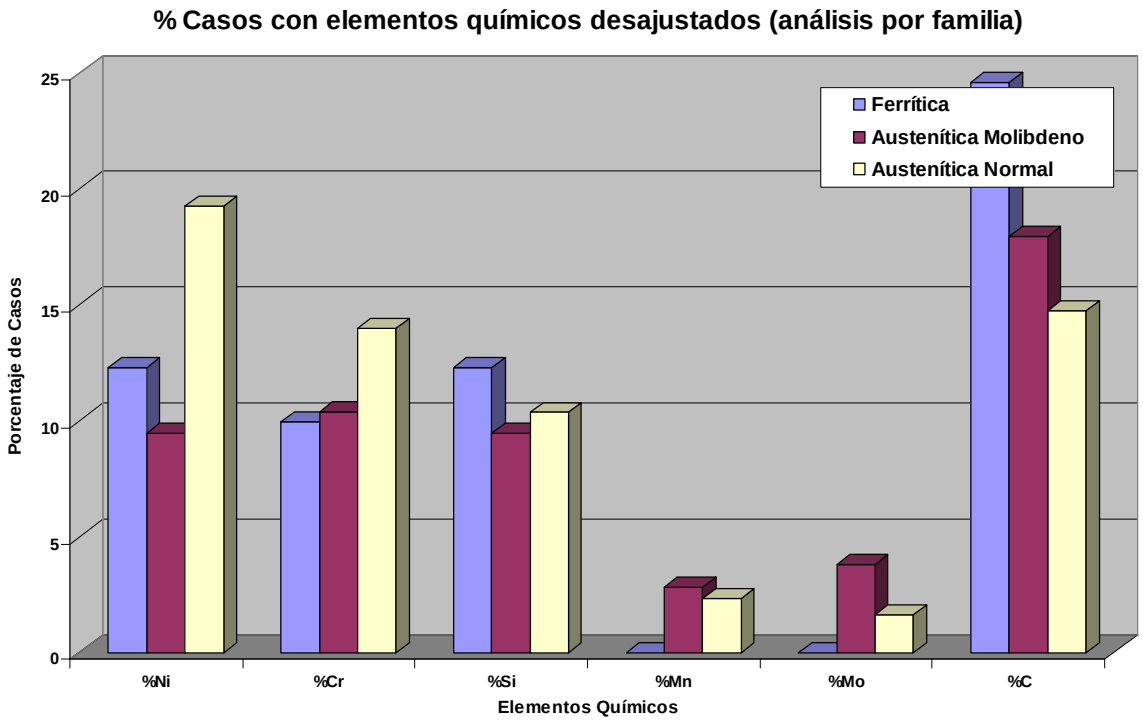


Figura 7.23. Elementos fuera de los rangos de producción, análisis por familia de acero

La primera conclusión que se extrae es que el Ni y Cr se refinan peor para los aceros austeníticos normales. El acero inoxidable ferrítico tiene una composición no significativa de Ni, por lo que es más sencillo ajustar este elemento. La diferencia tan clara entre las dos familias austeníticas puede deberse a la pauta de producción utilizada: muchas coladas austeníticas normales tiene un valor inicial de Cr alto y de Ni bajo, que obliga a adicionar cantidades considerables de FeNi, que aumentan la concentración de Ni y disminuyen la del Cr (véase como ejemplo la colada B4K6 en el apartado 7.2.3). Esta pauta aumenta la productividad del proceso, pero dificulta que estos dos elementos estén dentro de los márgenes de producción.

La segunda conclusión es que el C se refina peor para las coladas ferríticas que para el resto. Esta familia de acero inoxidable tiene un porcentaje de C inicial más alto que las restantes familias (tabla 7.5), por lo que es necesario soplar una media de 800 m^3 más por colada que las austenítica normal y 1100m^3 más que las austenítica molibdeno (tabla 7.4). Esto dificulta el proceso de ajuste del C, por lo que hay más posibilidades de que quede fuera de los rangos de producción.

Por último el Mn y el Mo se refinan mejor en las coladas de familia ferrítica que en las austeníticas, puesto que las concentraciones deseadas de estos elementos son casi nulas (tabla 7.11). No obstante, el porcentaje de coladas austeníticas normal y molibdeno con estos elementos desajustados es muy bajo.

La tabla 7.14 muestra el número de casos fuera de rango por cada elemento y familia de acero inoxidable, y el porcentaje que ha sido por exceso y por defecto. La figura 7.24 representa los porcentajes gráficamente. Dado que el número de casos disponible para los elementos de la familia austenítica molibdeno es baja (tabla 7.9), no se puede extraer conclusiones fiables y, por tanto, no se analizarán.

Familia	Ferrítica				Auste. Molibd.				Auste. Normal			
Elementos	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%C**	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%C**	**%Ni**	**%Cr**	**%Si**	**%C**
Número casos desaj.	21	17	21	42	10	11	10	19	132	96	71	101
Error por exceso	100	76	95	43	60	82	70	47	89	90	61	61
Error por defecto	0	24	5	57	40	18	30	53	11	10	39	39

Tabla 7.14. Elementos fuera de los rangos de producción, análisis por tipo de familia

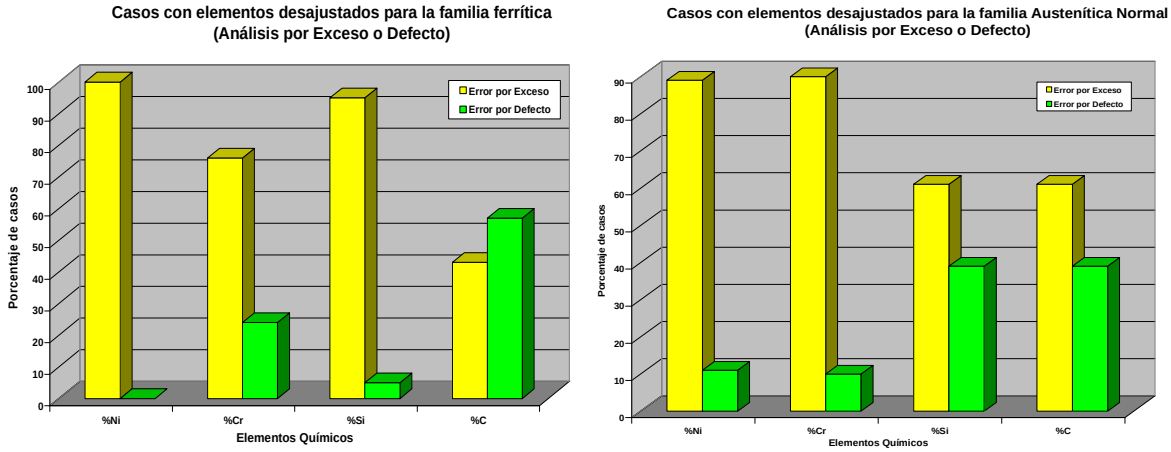


Figura 7.24. Análisis de elementos desajustados para la familia ferrítica y austenítica normal. Estadísticas por exceso o defecto de cantidad. Los porcentajes están calculados respecto del número de casos fuera de rango

El Cr y Ni tienden a desajustarse por exceso para la familia ferrítica y austenítica normal (figura 7.24). Sin embargo existe una diferencia clara en el silicio: el porcentaje de casos fuera de rango por defecto es sólo de 5% para las ferríticas y de 40% para la austenítica normal. Esto denota que se adiciona más Si del necesario para la familia austenítica normal. Trabajar con mayores cantidades de oxígeno y adiciones de reducción puede complicar el ajuste de este elemento.

7.3.2.3. Desajuste del Cr y Ni

Es deseable estudiar por qué existe un alto porcentaje de coladas que tienen el Cr y Ni desajustado (véase la figura 7.19 y la tabla 7.7). Puede parecer que el modelo no consigue calcular una combinación de adiciones para que la concentración de Cr y Ni quede dentro de los límites de producción definidos. No obstante existen otros factores que deben tenerse en cuenta y que a continuación analizamos.

El Cr y el Ni son dos elementos que se corrigen mediante adiciones de materiales. El modelo recomienda un conjunto de adiciones para que el operador las realice entre las fase de soplado y reducción. Sin embargo, en las fases de desulfuración y ajuste final el operador dispone de análisis químicos del acero y, si lo cree conveniente, puede añadir materiales adicionales.

Se han analizado un conjunto de coladas con el objetivo de determinar por qué no se obtiene la composición química deseada de Cr y Ni. Para realizar este estudio se ha seleccionado un conjunto de coladas: desde el 15 de enero hasta el 10 de abril de 2007, con un total de 1923 casos. Se han eliminado las coladas donde el operador no ha seguido la receta recomendada por el modelo: se han descartado un total de 67 casos (3.5%) donde existen diferencias significativas entre las adiciones programadas y realizadas de FeCr, níquel y FeNi en las fases de soplado y reducción.

En los 1856 casos restantes, el operador ha realizado las adiciones recomendadas por el modelo (en las fases de soplado y reducción). A pesar de seguir las recomendaciones del sistema en la fase de soplado y reducción, se han utilizado materiales adicionales en las últimas fases (desulfuración y fase final). Se va a analizar cómo afectan éstas adiciones al desajuste del Cr y Ni.

Del total de coladas donde se hayan realizado adiciones de FeCr, níquel y FeNi se estudia la diferencia entre la cantidad programada y la total adicionada en las fases de soplado, reducción, desulfuración y ajuste final. Se analiza por separado al Cr y al Ni.

Desajuste del Cr:

El objetivo de este estudio es detectar si existe relación entre el desajuste del Cr y la diferencia entre la cantidad de FeCr programada y adicionada. En otras palabras, se estudia si las coladas tienden a desajustarse por exceso cuando se adiciona más cantidad de FeCr de la programada y viceversa. Para ello, se analizan por separado las coladas con el Cr ajustado de las desajustadas por exceso (en las estadísticas se incluyen las desajustadas por defecto, pero su reducido número de casos no permite extraer conclusiones objetivas).

Se han descartado las coladas donde no existen adiciones de FeCr, quedando 1278 casos de los 1856 iniciales. Se han separado en tres grupos: coladas con el Cr ajustado, con desajuste por exceso y por defecto. En cada uno de ellos, se han discriminado los casos donde se han adicionado más cantidad que la programada (signo>=0) frente a aquellos donde se han utilizado menos (signo <=0). La tabla 7.15 contiene toda esta información.

Ajuste del Cr	Casos		Kg medios FeCr programados	FeCr adicionado - FeCr programado		
	Número	%		Signo	Nº Casos	Diferencia media (Kg)
Ajustado	1125	88%	2706	>= 0	1009	436
				< 0	116	-60
Desajuste por Exceso	132	10%	2963	>= 0	117	602
				< 0	15	-19
Desajuste por Defecto	21	2%	1850	>= 0	19	454
				< 0	2	-27

Tabla 7.15. Diferencia entre la cantidad de FeCr programada y adicionada. Estas estadísticas se muestran desglosadas para los casos con el Cr ajustado, desajustado por exceso y por defecto.

La primera conclusión que se extrae es que, en general, se adiciona más cantidad de FeCr que la recomendada por el modelo (436Kg para los casos ajustados y 602 para los desajustados por exceso). También se concluye que los casos donde existe un desajuste de Cr por exceso, se caracterizan por haberse añadido más cantidad de FeCr que en los restantes casos (602Kg frente a 436Kg).

En resumen, se utiliza generalmente más cantidad de FeCr que lo programada y cuanto más se adiciona más posibilidades hay de tener un desajuste por exceso de Cr.

Desajuste del Ni:

Para analizar el desajuste del Ni, se ha seguido el mismo procedimiento utilizado para el Cr. El Ni se ajusta mediante dos familias de materiales: FeNi y níquel. La primera tiene un contenido de Ni que ronda entre el 30 y 50%, mientras que la segunda tiene una concentración casi mayoritaria de este elemento. Por esta razón, el estudio compara la cantidad de total de Ni programada frente a la adicionada (véase la tabla 7.16).

Las conclusiones que se extraen de la tabla 7.16 son similares a las obtenidas para el Cr. Se está adicionando más cantidad de níquel que la programada y los casos con desajuste por exceso de Ni se caracterizan por adicionar más cantidad que en los casos ajustados (277Kg frente a 232Kg).

Ajuste del Ni	Casos		Kg medios Ni programados	Ni adicionado – Ni programado		
	Número	%		Signo	Nº Casos	diferencia media (Kg)
Ajustado	1182	82%	3848	>=0	1094	232
				<0	88	-18
Desajuste por Exceso	231	16%	3646	>=0	216	277
				<0	15	-17
Desajuste por Defecto	33	2%	4508	>=0	30	192
				<0	3	-5

Tabla 7.16. Diferencia entre la cantidad de Ni puro programada y adicionada. Estas estadísticas se muestra desglosadas para los casos con el Ni ajustado, desajustado por exceso y por defecto.

Discusión de los resultados

En resumen, se está siguiendo la pauta de añadir más cantidad de FeCr y níquel que la recomendada por el modelo. Cuanto mayor sea esta diferencia más posibilidades existen de que el Cr y Ni queden desajustado por exceso.

Una vez determinado la principal causa del desajuste del Cr y Ni, es necesario explicar por qué razón se utilizan cantidades adicionales de FeCr, FeNi y niquel.

Con este objetivo, el equipo de fusión de la fábrica de Algeciras realizó un estudio para obtener la diferencia entre los análisis al final del AOD y los obtenidos en la cuchara de colada (tras finalizar el proceso AOD). Seleccionaron aquellos casos donde no se habían adicionado materiales en la cuchara, por lo que en principio estos análisis deberían ser iguales. Se detectó una diferencia media para el Ni de 0,04 puntos porcentuales y en la

mayoría de los casos, la concentración era mayor en los análisis de cuchara que en los análisis de AOD. Las conclusiones de este estudio fueron que debido a ciertas circunstancias en el proceso del AOD (p.ej. temperatura del acero) los análisis realizados suelen ser ligeramente menores que los reales. Si el análisis en el AOD es menor que el real y el operador se basa en él para realizar los ajustes finales, entonces se está adicionando cantidades de materiales innecesariamente.

7.4. Estudio y seguimiento de la implantación del modelo de AOD

En el apartado anterior se ha presentado un estudio del comportamiento del modelo de AOD, tras su completa instalación en la fábrica de Algeciras. Sin embargo, este sistema no se ha implantado de una sola vez, sino que se ha tardado varios años, durante los cuales se han implementado progresivamente las distintas partes que componen el sistema, siendo necesario depurar algunas de ellas.

Por ello, se ha analizado si durante los últimos tres años se ha reducido el porcentaje de coladas con elementos desajustados. Este análisis se centrará en tres periodos:

1. Del 1 de abril al 1 de agosto de 2005, con un total de 2772 coladas.
2. Del 1 de abril al 1 de agosto de 2006, con un total de 2807 coladas.
3. Del 1 de febrero al 1 de abril de 2007, con un total de 965 coladas.

En la tabla 7.17 y en la figura 7.25 se muestran el porcentaje de coladas con el Ni, Cr, Si, Mn, Mo y C fuera de los márgenes de producción, en cada uno de los tres periodos seleccionados.

Periodo	Ni	Cr	Si	Mn	Mo	C
2005	27,7	22,2	11,2	13,1	1,4	19,6
2006	29,5	13,4	10,0	8,1	1,8	15,8
2007	16,9	12,9	10,6	2,0	1,5	16,8

Tabla 7.17. Porcentaje de coladas con Ni, Cr, Si, Mn, Mo y C fuera de los rangos de producción. Comparativa por año (2005,2006 y 2007)

Durante los últimos tres años se ha reducido, en general, el porcentaje de casos con elementos desajustados. De entre todos ellos, destacan el Ni, Cr y Mn, cuyo porcentaje ha diminuido considerablemente. También el C se ha reducido 3 puntos porcentuales. Sin embargo, los valores obtenidos para el Si y Mo no han variado significativamente en este periodo.

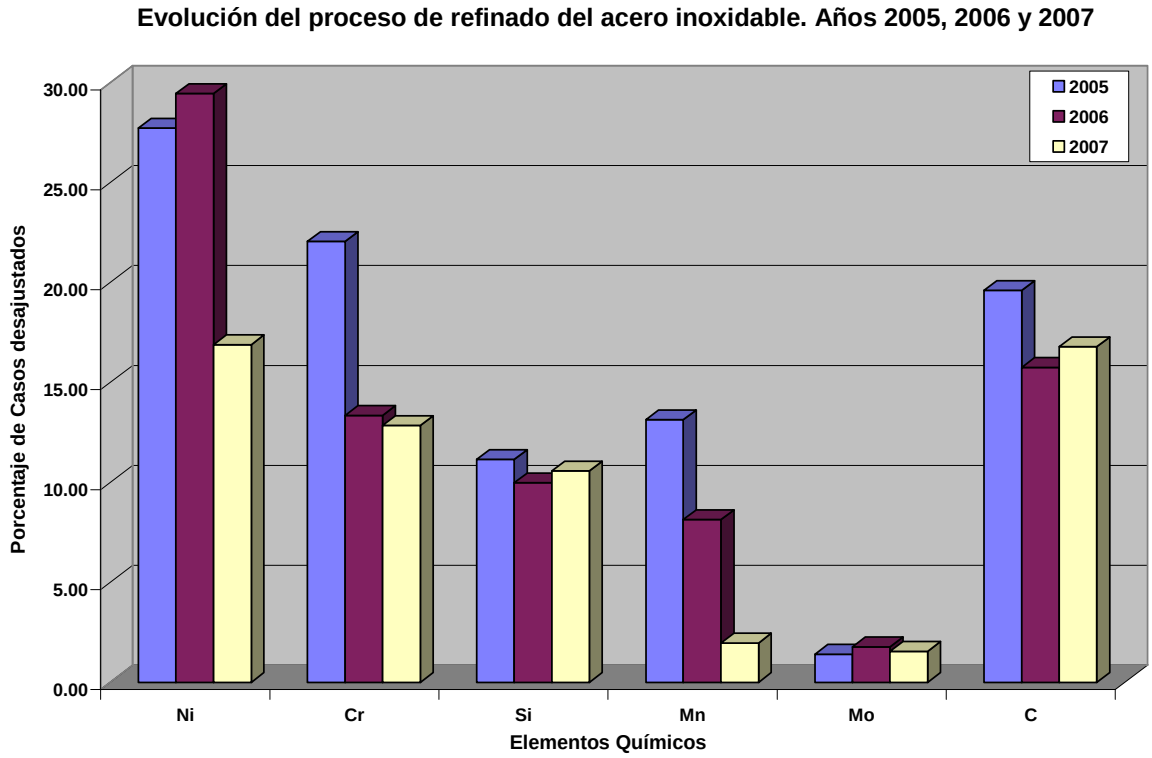


Figura 7.25. Porcentaje de coladas con Ni, Cr, Si, Mn, Mo y C fuera de los rangos de producción. Comparativa por año (2005,2006 y 2007)

Hay que tener en cuenta que el estudio utiliza la composición química y los rangos de producción especificados en el 2007. En los últimos años se han modificado ligeramente los rangos de producción para algunos aceros. En principio, estos cambios pueden influir en los resultados, pero no tan drásticamente como muestran las estadísticas.

En resumen, los resultados ponen de manifiesto que el conjunto de acciones recomendadas por el modelo de AOD reduce el número de coladas con elementos desajustados. Esto demuestra la utilidad y validez del modelo diseñado.

7.5. Comparación con otras investigaciones

En las últimas décadas se han realizado diferentes estudios sobre modelos matemáticos para el refinado de acero inoxidable. Se han desarrollado diversidad de ellos para conseguir la optimización y el control computacional de los procesos que tienen lugar en el AOD [3-12]. En este apartado realizaremos una comparación de todos ellos respecto del desarrollado en esta tesis doctoral

En la bibliografía revisada se han encontrado diferentes métodos y filosofías para abordar este problema. En todos ellos se describe cómo se han implementado los modelos, pero no se presentan unos resultados significativos de su aplicación a entornos industriales. Esto no nos permite una comparación directa con nuestro sistema.

Además, existen factores que dificultan su aplicación en nuestro entorno, como son las condiciones de producción dónde se han realizado estas investigaciones. Todos los convertidores tienen una capacidad inferior a 70Tm. Incluso, algunos de estos estudios [5-7] se centran en convertidores de capacidad inferior a 20Tm, donde se adicionan cantidades muy reducidas de materiales de ajuste (la suma de todos los materiales utilizados no supera una tonelada). Estas condiciones contrastan con nuestro entorno de producción, donde existen convertidores de capacidad superior a 140Tm, en los cuales se adicionan varias toneladas de materiales de ajuste (se supera con bastante frecuencia 10Tm). Estas prácticas y condiciones de producción complican las reacciones que tienen lugar durante el proceso del AOD y dificultan la construcción de modelos.

Si se analizan los sistemas para el modelado del proceso de AOD se detectan simplificaciones importantes. Varios de ellos [3,4,8,9] no contemplan diferencias en el proceso de descarburación cuando existen concentraciones de carbono altas y bajas. Otros, no consideran como factores que afectan a la descarburación del acero la temperatura del baño y su evolución durante el proceso [3]. Otros modelos no tienen en cuenta los efectos de operativas (adiciones de materiales, soplado de gases) y los cambios en la composición y temperatura durante el proceso [11,12].

Todas estas deficiencias están en clara contradicción con los fenómenos conocidos del proceso AOD, por lo que no reflejan ni describen completamente la situación real de los

proceso de refinado de acero inoxidable. La omisión de factores relevantes, como los mencionados en el párrafo anterior, que influyen en la descarburación, puede provocar errores en la predicción.

Por otro lado, existen diferencias respecto de la filosofía utilizada; mientras que los sistemas estudiados intentan simular las condiciones del acero a lo largo del proceso de refinamiento [3-12], nuestro sistema calcula el conjunto de acciones a realizar para obtener las condiciones finales deseadas. La ventaja de nuestra filosofía es que no se precisa monitorizar continuamente el proceso ni realimentar el modelo, sino que sólo se necesita conocer las condiciones de partida.

CAPÍTULO 8

Resultados, conclusiones y futuras líneas de investigación

8.1. Resultados y conclusiones

- Hemos abordado en esta tesis doctoral el diseño de un modelo para el refinamiento de acero inoxidable en el proceso AOD. Se presenta una alternativa a los sistemas de producción, que requieren modelar el conjunto de reacciones químicas que tienen lugar durante el proceso.

- Se ha construido un sistema para las etapas de soplado y reducción del proceso AOD, que está compuesto por un modelo estequiométrico, un modelo de descarburación y los procedimientos de control de temperatura, cálculo de adiciones de reducción y reparto de cal. Todos ellos son dependientes entre sí y complementarios, por lo que se han integrado adecuadamente en un único modelo híbrido.

- El modelo estequiométrico calcula el conjunto de adiciones que ajustan químicamente una colada. Se ha implementado mediante técnicas específicas, basadas en métodos numéricos, que realizan los cálculos con los materiales disponibles, utilizan varios materiales para ajustar un elemento y contemplan las restricciones de peso total máximo y soluciones reales.

- El modelo empírico de la descarburación de acero inoxidable calcula la cantidad de oxígeno a inyectar en cada fase de soplado para reducir la concentración de carbono hasta los valores finales deseados. Su construcción ha requerido realizar las siguientes tareas:

    - Se han seleccionado un conjunto de variables que explican el proceso de producción y, desde el punto de vista metalúrgico, tienen relación con los dos parámetros críticos del proceso de descarburación (E_f y T_f).

- Hemos establecido unas pautas de fabricación, que dividen la etapa de soplado en fases con características específicas: inyección de gases con caudales constantes, concentraciones finales de C definidas, etc. Estas condiciones de producción permiten realizar los cálculos por fase, no requiriendo monitorizar continuamente el proceso.

- Se han diseñado herramientas de verificación de datos e instrumentos para comprobar el cumplimiento de las pautas de fabricación, mediante las cuales se ha recopilado una población representativa del refinamiento del acero inoxidable, que contiene cerca de 4000 casos.

- El estudio de las componentes principales puso de manifiesto la necesidad de dividir la población en conjuntos característicos. La combinación del análisis de componentes principales y el algoritmo de las K-medias recomendaron dos divisiones alternativas en 2 y 5 grupos. Se seleccionaron 2 grupos dado que proporcionaban resultados similares y simplificaban el modelo de descarburación.

- Se han utilizado regresión lineal y redes neuronales para estimar E_f y T_f en cada uno de los 2 grupos seleccionados. Las redes neuronales se adaptan mejor al proceso de descarburación, aunque ambos métodos estiman los parámetros con una precisión próxima a los errores nominales de los instrumentos de producción (básculas, sistema de adiciones, análisis químicos, mediciones de temperatura, composición química y contaminación de los materiales).

- Se estudiaron dos topologías para el modelo de descarburación, una paralela y otra secuencial. Los resultados demostraron que es preferible una topología secuencial frente a una paralela, dado que se estima con una mejor precisión la $T_{f.}$

- Se ha diseñado un procedimiento para controlar la temperatura del acero mediante adiciones de chatarra. Para que este procedimiento no diverja o calcule cantidades que afecten considerablemente a la eficiencia de descarburación, se utiliza el índice de

eficacia de enfriamiento, mediante el cual se consigue un compromiso entre la reducción de la temperatura y la pérdida de la eficiencia de descarburación.

- El modelo híbrido prevé la cantidad de metales que se oxidarán durante el soplado y recomienda el conjunto de materiales a adicionar en la etapa de reducción para recuperarlos. Además, calcula la cantidad de cal necesaria y la reparte entre las etapas de soplado y reducción, de forma que se controla la basicidad y se minimiza el efecto de la sílice sobre el proceso de descarburación.

- Tras la implantación del sistema en el entorno de producción de acero y su puesta en funcionamiento, se ha realizado un estudio sobre su comportamiento. Los resultados muestran que se ha reducido significativamente el número de coladas con elementos desajustados.

- Con lo anterior, se ha logrado automatizar los cálculos de un proceso tan complejo como el refinado de acero inoxidable; cuando se requiere procesar una colada en el AOD, el operador sólo necesita realizar una toma de temperatura y un análisis químico del acero. Con esta información el sistema calcula el conjunto de acciones que ajustan la colada, pudiendo el operador dedicarse a supervisar el proceso y solucionar cualquier posible incidente.

A raíz de los resultados obtenidos en esta tesis doctoral, **podemos concluir**:

- Se pueden aplicar métodos híbridos empírico-estequiométrico para modelar el proceso de refinamiento del acero inoxidable en el AOD, como alternativa a aquellos que necesitan simular el conjunto de reacciones químicas que tienen lugar durante este proceso. El modelo construido es muchos más simple ya que, a partir de las condiciones iniciales y las finales deseadas, calcula el conjunto de acciones a realizar para ajustar químicamente la colada.

- Los estudios realizados muestran que se ha reducido el número de coladas con elementos desajustados, lo que nos permite concluir que el sistema diseñado mejora la producción de acero inoxidable.

8.2. Futuras líneas de investigación

Las posibles futuras líneas de investigación podrían ser entre otras:

- Durante el transcurso de esta investigación se ha creado una importante infraestructura, que almacena y procesa información significativa de las coladas refinadas. Se podrían estudiar y analizar estos datos para establecer mejoras en las pautas de fabricación, que reduzcan los costes de producción y maximicen la productividad. Las técnicas de Data Mining y herramientas OLAP (On-Line Analytical Processing o procesamiento analítico en línea**)** pueden ayudar a encontrar pautas más ventajosas y detectar aquellas que dificultan el proceso.

- Optimizar el cálculo de ajuste de coladas en función del coste de producción. El modelo podría calcular varias formas de ajustar la colada, utilizando distintos tipos de materiales (p.ej. materiales puros en lugar de ferro-aleaciones) y elegir de entre todas las posibilidades la que tenga un menor coste asociado. Este valor se podría medir no sólo a partir del precio de los materiales, sino que además se podría considerar el tiempo de soplado, desgaste del refractario, cantidad de cal y gases utilizados, eficiencia de descarburación esperada, etc.

- Ampliar el ámbito del modelo, incluyendo también el proceso de fundición en el horno de arco eléctrico. No se considerarían dos procesos independientes, sino que se harían los cálculos teniendo en cuenta ambos, lo que permitiría seleccionar el conjunto óptimo de materias primas a fundir en el horno para maximizar la cantidad de acero producida en cada colada, sin que ello afecte al proceso de descarburación y al coste del refinamiento.

Referencias bibliográficas

[1]. Annual Conference of International Stainless Steel Forum in Seoul. Published in "Stainless Steel growth to continue", May 2004, International Iron and Steel Institute, (www.newmaterials.com).

[2]. Giarratano, J. y Riley, G. Sistemas Expertos: Principios y Programación. Thompson, 2001.

[3]. Fruehan R. J. Reaction Model for the AOD Process, Ironmaking and Steelmaking. Vol. 3, pp. 153-58, 1977.

[4]. Asai S. y Szekely K. Decarburization of Stainless Steel, Metallurgical Transactions, Vol. 5, No. 3, pp. 651-657 . 1974.

[5]. Ji-He W. y De-Ping Z. Mathematical Modelling of the Argon-Oxygen Decarburization Refining Process of Stainless Steel: Part I. Mathematical Model of the Process, Metallurgical and materials transactions B, Vol. 33B, pp.111-119, 2002.

[6]. Ji-He W. y De-Ping Z. Mathematical Modelling of the Argon-Oxygen Decarburization Refining Process of Stainless Steel: Part II. Application of the Model to Industrial Practice, Metallurgical and materials transactions B, Vol. 33B, pp. 121-127, 2002.

[7]. Deo B. y Srivastava V. Process Control and Optimization of the AOD Process Using Genetic Algorithm, Materials and Manufacturing processes, Vol. 18, No. 3, pp. 401-408, 2003.

[8]. DebRoy T., Robertson D., A mathematical model for Stainless Steel making. Part I: Argon-Oxygen and Argon-Oxygen-Steam Mixtures, Ironmaking and Steelmaking, No. 5, pp. 198-206, 1978.

[9]. DebRoy T., Robertson D. y Leach J., A mathematical model for Stainless Steel making. Part II: Application to AOD heats, Ironmaking and Steelmaking, No. 5, pp. 207-210, 1978.

[10]. Göernerup M. and Sjöeberg P. AOD/CLU process modelling: optimum mixed reductant addition, Ironmaking and Steelmaking, No. 26, pp. 58-63, 1999.

[11]. Ohno T. and Nishida T. Reaction model for the AOD process. Tetsu-to Hagané, vol. 63, pp. 2094-99. 1977.

[12]. Tohge T., Fuhita Y. and Watanabe T. Some considerations on high blow rate AOD practice with top blowing system. Process Technology Proc. Iron and Steel Society, Chicago, pp. 129-136. 1984.

[13]. Staundinger G., Muller J. et al. Design Aspects of an Ideal Oxygen Steelmaking Converter. Iron & Steel Technology, Jan 2004, pp.45.

[14]. Di Caprio G. Los Aceros Inoxidables. GRUPINOX, 1987.

[15]. Norma Europea 10020. Apartado 5.2.2.2.1 Definición y clasificación de los tipos de acero en función de su composición química basado en el análisis especificado de la colada, 2000.

[16]. Smith W. Fundamentos de la ciencia e ingeniería de materiales. Mc Graw Hill, 2º edición, 1993.

[17]. Beddoes, J. y Parr, J.G. A review of stainless steel: What are they; What they do. American Society for Microbiology, pp. 1-30, 1999.

[18]. Dionicio Padilla, E. Aplicaciones de los Aceros Inoxidables. *Rev. Inst. investig. Fac. minas metal cienc. geogr*, vol.2, no.3, p.11-21, 1999.

[19]. Doyle L.E, Keyser C., Leach J, et al. Procesos y materiales de manufactura para ingenieros. Prentice Hall, 3º edición, 1998.

[20]. www.acerinox.com.

[21]. Palacios J.M., Larburu, J.I. e Iniesta, L. La fabricación del acero. Editorial Unesid, pp. 45 – 139, 2002.

[22]. Colombier, R. Y Hochmann, J. Aceros inoxidables, aceros refractarios. Editorial Urmo, pp. 543-608, 1968.

[23]. The Making, Shaping and Treating of Steel, 11th Edition, The AISE Steel foundation, 1998.

[24]. Bonelo Sanchez J. M. Análisis de mapas de espesor en líneas de proceso de acero inoxidable, Tesis doctoral, 2000.

[25]. Microsoft S.A., Enciclopedia Encarta. 2000.

[26]. Ji-He W. y De-Ping Z., Mathematical Modelling of the Argon-Oxygen Decarburization Refining Process of Stainless Steel: Part I. Mathematical Model of the Process, Metallurgical and materials transactions B, Vol. 33B, pp.111-119, 2002.

[27]. Fruehan R.J. Advanced Physical Chemistry for Process Metallurgy, ed. London: Academic Press, 1997.

[28]. www.steeluniversity.com.

[29]. Demidovich, B.P, Maron I.A. Cálculo numérico fundamental. Editorial Paraninfo, 4º Edición 1993.

[30]. Steven C. Chapra, Raymond P. Canale. Métodos numéricos para ingenieros. Editorial McGraw-Hill, 4º Edición 2003.

[31]. Mathews J.H., Kurtis D.F. Métodos numéricos con Matlab, Editorial Prentice Hall, 3º Edición, 2000.

[32]. Faires D. y Burden R. Métodos Numéricos. Editorial Thomson, 3º Edición (2004).

[33]. Scheid F. y Di Costanzo R.E. Métodos Numéricos. Editorial McGraw-Hill, 2º Edición.

[34]. Gass I. S. Programación lineal. Editorial CECSA, 2º Edición (1969)

[35]. Levenberger D. Programación lineal y no lineal. Addison-Wesley, 1989.

[36]. Salazar González J.J. Programación matemática. Ed. Diaz de Santos, 2001.

[37]. Rios Insua S. y Rios Insua D. Programación lineal y aplicaciones. Ed. Ra-Ma, 1997.

[38]. Lange, W. Fifth Internacional Iron and Steel Congreso, ISS, Abril 1986, 231-248.

[39]. Fruehan R.J. Reaction model for the AOD process, Ironmaking and Steelmaking 3, (1976), pag. 153-158.

[40]. Reichel J. y Szekely J. Mathematical models and experimental verification in the decarburization of industrial scale stainless steel melts, Iron and Steelmaker 22, 5 (1995) pag. 41-48.

[41]. The Making, Shaping and Treating of Steel, 11th Edition, The AISE Steel foundation, 1998.

[42]. Turkdogan, E.T. Fundamentals of Steelmaking, The Institute of Materials, 1996, 209-243.

[43]. Van Hoorn A.I., Van Konijnenburgh J.T. y Kreijger P.J. The role of slag in basic Oxygen Steelmaking Processes, McMaster University Press, 1976.

[44]. Nakao R., Tanaka S. y Takano H. Effect of slag on decarburization reaction of stainless steel melt, Tetsu-to-hagané, 1994, 1, 30-35

[45]. Servicio urología hospital regional de Málaga, Escuela andaluza de Salud Pública (Granada). Metodología de investigación y escritura científica en clínica. EASP, 1996.

[46]. Jolliffe I. T. Principal Component Analysis (second edition), Springer, 2002.

[47]. MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. 5th Berkeley Symp. Math. Stat. Prob.,vol. 281, 1967.

[48]. Jain A. K., Murty M. N. y Flynn, P. J. Data clustering: a review, ACM Computing Surveys, Vol. 31, Issue 3, 1999.

[49]. Tou J.T., Gonzalez R.C. Pattern recognition principles. Addison-Wesley 1977.

[50]. Ripley B.D. Pattern recognition and neural networks. Cambridge University Press, 2001.

[51]. Maindonald J.H. Statistical computation, wiley series in probability and mathematical statistics, 1984.

[52]. Morris H. DeGroot. Probabilidad y estadística, addison wesley, 1986.

[53]. Prado Merino A., Ruiz Díaz M.A. SPSS 11: guía para el análisis de datos, Mc Graw Hill, 2002.

[54]. Peña Sánchez D. Estadística modelos y métodos. 2. Modelos lineales y series temporales, Alianza Universidad Textos, 1998.

[55]. Peña Sánchez D. estadística modelos y métodos. 1. Fundamentos, Alianza Universidad Textos, 1998.

[56]. Gérard C. Curso de estadística descriptiva, paraninfo, 1970.

[57]. McCulloch W.S. y Pitts W.A. A logical Calculus of the ideas immanent in nervous activity. Boulletin of Mathematics and Biophysis, 5, pp. 115-133, 1943.

[58]. Hebb D. The organization of behaviour, Ed. John Wiley y Sons, 1949.

[59]. Rosenblatt F. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review, 65, pp. 386-408, 1958.

[60]. Widrow B. y Hoff M. Adaptative switching circuits, IREWESCON convention record, part 4, pp. 96-104, 1960.

[61]. Minsky M. y Papert S. Perceptrons, Ed. Mit press, 1969.

[62]. Kohonen T. Rouhonen M. Representation of associated data by matrix operators, IEEE Transactions on Computers, 22, pp. 701-702, 1973.

[63]. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics, 43, pp. 59-69, 1982.

[64]. Anderson J. A memory model using spatial correlation functions. Kybernetik, 5, pp. 113-119, 1968.

[65]. Carpenter G. y Grossberg S. ART2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input pattern. Proceeding of the IEEE First International Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp 727-736, 1987.

[66]. Carpenter G. y Grossberg S. The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-organizing Neural Network. IEEE Computer, pp. 77-88, 1988.

[67]. Hopfield J. Neural Networks and physical system with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, 79, pp 2554-2558, 1982.

[68]. Hopfield J., y Tank D. Neural computation of decisions in optimization problems. Biological Cybernetics, pp. 141-152, 1985.

[69]. Patterson D.W. Artificial Neural Networks, Theory and Application, Prentice Hall 1996.

[70]. Hornik K. Multilayer feed-forward networks are universal approximators. Neural Networks, vol 2, pp. 359-366 ,1989.

[71]. Marquardt D.W. An algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters, Journal for the Society of Industrial and Applied Mathematics, Vol. 11, 1963, pp. 431-441.

[72]. Burney S. M., Jilani T. A. A comparison of first and second order training algorithms for Artificial Neural Networks. International journal of Computational intelligence vol.1, pp.218-224, 2004.

[73]. Reed R.D. and Marks R.J. Neural Smithing: Supervised Learning in Feedforward Artificial Neural Networks, Cambridge, MA: The MIT Press, 1999.

[74]. Cover T.M. Learning in pattern recognition, Methodologies of Pattern Recognition, S. Watanabe, Ed. New York: Academic, 1969, pp. 111-132.

[75]. Reed R. Pruning algorithms -A survey," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, pp. 740–747, September 1993.

[76]. LeCun Y., Denker J.S. y Solla S.A. Optimal brain damage. Advances in Neural Information Processing, Ed. D.S Touretzky, 1990, pp. 598-605.

[77]. Mozer M.C. y Smolensky P. Skeletonization: a technique for trimming the fat from a network via relevance assessment. Advances in Neural Information Processing, Ed. D.S Touretzky, 1989, pp. 107-115.

[78]. Sietsma J. y Dow R.J.F. Creating artificial neural networks that generalize. Neural Networks, vol. 4, pp.67-69, 1991.

[79]. Sietsma J. y Dow R.J.F. Neural net pruning- why and how. IEEE Int. Conference Neural Networks (San Diego), vol. 1, pp.325-333, 1988.

[80]. Whitley D. y Bogart C. The evolution of connectivity: Pruning neural networks using genetic algorithms. Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks (Washington DC), vol 1, p. 134, 1990.

[81]. Spínola C., Gálvez-Fernández C., Muñoz-Pérez J., Gálvez-Alcaraz L. et al. Multilayer perceptron model to estimate the decarburization efficiency of stainless steel in the AOD process. Engineering Application of Neural Networks International Conference, Lille (Francia), Agosto (2005).

[82]. García-Pedrajas N., Hervás Martínez C.y Muñoz-Pérez J., COVNET: A cooperative coevolutionay model for evolving artificial neural networks, IEEE Transactions on neural networks, Vol. 14, pp. 575-596, 2003.

[83]. García-Pedrajas N., Hervás Martínez C. y Muñoz-Pérez J. Multi-objective cooperative coevolution of artificial neural networks (multi-objective cooperative networks, Neural networks, Vol. 15, pp. 1259-1278, 2002.

[84]. Muñoz-Pérez J. A new input-output function for binary hopfield neural networks, Lecture notes in artificial intelligence, Vol. 1606, pp. 311-320, 1999.

[85]. Merida-Casermeiro E. y Muñoz-Pérez J. A neural net approach to project schedulling, Engineering applications of neural networks International Conference, Malaga, Agosto, 2003.

[86]. Gálvez-Fernández C., Spínola C., Bonelo J. et al, An approach to the analysis of thickness deviations in stainless steel coils based on self-organising map neural networks, Neural Computing & Applications. Vol. 13, pp. 309-315, 2004.

[87]. Muñoz-Pérez J. Design and analysis of maximum Hopfield networks, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, pp. 329-339, 2001.

[88]. López Rubio E., Ortiz J.M y Muñoz-Pérez J. Principal components analysis competitive learning, Neural computation, Vol. 16, pp. 2459-2481, 2004.

[89]. Lopez Rubio E., Muñoz-Pérez J., A principal components analysis self-organizing map, Neural networks, Vol. 17 pp. 261-270, 2004.