

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA



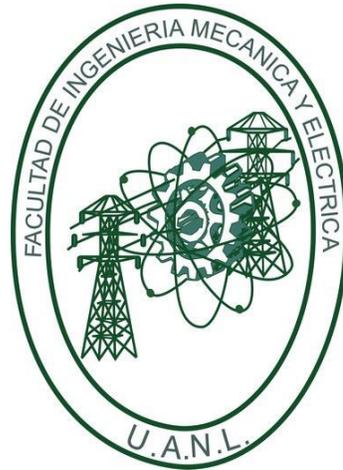
“ESTUDIO DEL PROCESO DE ACONDICIONAMIENTO TÉRMICO  
DEL VIDRIO SODOCÁLCICO PARA LA PLANEACIÓN ÓPTIMA DE  
LA PRODUCCIÓN”

POR  
ING. LEOPOLDO ISRAEL FLORES PÉREZ

EN OPCIÓN AL GRADO DE  
MAestrÍA EN CIENCIAS Y TECNOLOGÍA CERÁMICA CON ORIENTACIÓN EN  
VIDRIO

JULIO 2014

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA  
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO**



**“ESTUDIO DEL PROCESO DE ACONDICIONAMIENTO TÉRMICO  
DEL VIDRIO SODOCÁLCICO PARA LA PLANEACIÓN ÓPTIMA DE  
LA PRODUCCIÓN”**

**POR  
ING. LEOPOLDO ISRAEL FLORES PÉREZ**

**EN OPCIÓN AL GRADO DE:  
MAESTRÍA EN CIENCIAS Y TECNOLOGÍA CERÁMICA CON ORIENTACIÓN EN  
VIDRIO**

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N. L.

JULIO 2014

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA**  
**DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO**

Los miembros del comité de tesis recomendamos que la tesis "**Estudio del proceso de acondicionamiento térmico del vidrio sodocálcico para la planeación óptima de la producción**" realizada por el alumno Ing. Leopoldo Israel Flores Pérez, matrícula 1467780 sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestría en Ciencias y Tecnología Cerámica con Orientación en Vidrio.

**El comité de Tesis**



---

Dra. María Angélica Salazar Aguilar  
Asesor

---

Dra. Bertha Alicia Vázquez Méndez  
Revisor



---

Dr. Santos Méndez Díaz  
Revisor

---

Dr. Simón Martínez Martínez  
Subdirector  
División de Estudios de Posgrado

San Nicolás de los Garza, N. L.

Julio 2014

# Agradecimientos

En primer lugar agradezco a Dios por haberme brindado la oportunidad de tener una familia extraordinaria y de poder realizar mis sueños y metas con ellos, por cuidarme en el camino y por darme la fuerza para levantarme cuando tropiezo.

A mis padres Leopoldo y Gregoria, que sin ellos no hubiera sido capaz de llegar hasta donde me encuentro ahora, sin su confianza, sin sus experiencias y vivencias, sin sus recomendaciones, gracias por llevarme de la mano siempre y por su cariño que es mi motor para seguir avanzando.

A mi hermano Orlando, mi mejor amigo, que siempre estuvo ahí para escuchar mis experiencias, mis vivencias, mis quejas y frustraciones, por comprenderme cuando no estaba de humor o por compartir mi alegría y los buenos momentos que tuve durante este tiempo.

Agradezco especialmente a mi asesora de la universidad, Dra. María Angélica Salazar por compartirme sus conocimientos y apoyarme durante este camino profesional sin titubear, cada momento de aprendizaje, cada momento de risa, cada regaño tiene una dirección y un sentido que culmina en el cumplimiento de esta meta.

De igual manera, agradezco el apoyo de mi co-asesor, el Dr. Santos Méndez Díaz, por guiarme a través de temas que no eran de mi conocimiento, pero necesarios para la investigación de este trabajo y por el tiempo que se tomó y compartió el equipo para poder avanzar en este proyecto. Así como, a la Dra. Bertha Alicia Vázquez Méndez por aceptar ser mi revisora de tesis, apoyarme e

instruirme durante los cursos que tomé durante la maestría, pero más que nada, por los excelentes consejos que nos dio en el salón de clases.

También, gracias a mi asesor por parte de la empresa, el Ing. Faustino Lozano Hernández, por darme ánimo cada vez que iba al departamento de instrumentación, por haberme compartido conocimientos, técnicas de suma profesionalidad y más importante aún, su amistad.

Agradezco a cada uno de mis amigos que hicieron de estos dos años una experiencia inolvidable y que me ofrecen sus consejos cada vez que ocupo alguno, por saber escuchar y dar diferentes puntos de vista y por comportarse como hermanos más que simples amigos.

Muchas gracias a la Universidad Autónoma de Nuevo León, especialmente a las facultades de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Ciencias Químicas e Ingeniería Civil por realizar éste tipo de maestrías que vinculan fuertemente al alumno con la industria y que crean mejores profesionistas para el futuro. Gracias a todos los catedráticos que compartieron sus conocimientos y su tiempo conmigo, que me hicieron madurar como estudiante, que tuvieron la paciencia de lidiar con mis dudas, por explicarme lo que no entendía y por darme su apoyo académico y humano.

Quisiera dar especial agradecimiento a la empresa Crisa Libbey México S. de R.L. por realizar este proyecto que tiene valor de sobremanera para mí y para mis compañeros. A la Lic. Ana Balderas y a la Ing. Paula Villarreal por nunca quitar el dedo del renglón, por luchar para que se lograra el proyecto, por el deseo de cumplir las metas que se propusieron, por todo eso y más, muchas gracias.

Muchas gracias a todos por todo su apoyo, por ayudarme a cumplir una de las metas más importantes en mi vida, gracias.

- Polo

# Tabla de Contenido

Resumen .....	9
Capítulo 1.....	13
Introducción.....	13
1.1 Motivación.....	14
1.2 Contribuciones.....	15
Capítulo 2.....	16
Planteamiento del problema.....	16
2.1 Generalidades del vidrio.....	16
2.1.1 Viscosidad del vidrio.....	17
2.2 Producción de artículos de vidrio: caso de estudio.....	18
2.3 El alimentador.....	22
2.3.1 Zona 1.....	24
2.3.2 Zona 2.....	24
2.3.3 Zona 3.....	25
2.3.4 Zona 4.....	25
2.3.5 Zona 5.....	26
2.4 Curvas de temperatura de los artículos.....	26
2.5 Ajuste de Set Points para modificación de la curva de temperatura..	27
2.6 Tema de estudio.....	27
Capítulo 3.....	28
Antecedentes.....	28
3.1 Corrección secuencial anticipada de temperaturas en el alimentador .....	28
Capítulo 4.....	33
Estudio termodinámico del vidrio.....	33
4.1 Introducción.....	33
4.2 Conducción de calor unidimensional.....	35
4.3 Construcción del sistema de ecuaciones.....	36
4.3.1 Establecer condiciones de frontera.....	36
4.3.2 Definir metodología de solución y procesamiento.....	37
4.3.3 Conducción unidimensional en estado estacionario.....	37

4.3.4 Conducción bidimensional en estado estacionario .....	39
4.4 Procedimiento .....	39
4.4.1 Para conducción interna de calor .....	40
4.4.2 Para esquina sujeta a convección externa y conducción interna .....	42
4.4.3 Para superficie expuesta a convección.....	42
4.4.4 Para la cara derecha.....	42
4.4.5 Para la cara Izquierda .....	43
4.4.6 Para la cara superior .....	43
4.4.7 Para esquina expuesta a convección externa, conducción interna y cara aislada.....	43
4.4.8 Esquina exterior, convección y pared aislada en esquina derecha .....	43
4.4.9 Esquina exterior, convección en esquina izquierda.....	43
4.4.10 Para superficie aislada.....	44
4.5 Sistema de ecuaciones.....	44
4.6 Resultados y discusión del estudio termodinámico del vidrio .....	45
4.7 Coeficiente de transferencia de calor por convección .....	45
4.8 Distribución de temperatura .....	46
4.9 Conclusiones de la primera y segunda etapa del estudio termodinámico.....	48
Capítulo 5.....	50
Aproximación del tiempo de acondicionamiento mediante Redes Neuronales Artificiales .....	50
5.1 Justificación.....	50
5.2 Redes neuronales artificiales .....	51
5.3 Selección de una arquitectura de RNA's.....	53
5.4 Experimentación.....	55
5.4.1 Creación de la Red Neuronal Artificial.....	55
5.4.2 Diseño de Experimentos.....	56
5.4.3 Resultados del Diseño de Experimentos Factorial .....	58
Capítulo 6.....	65
Planeación Óptima de la Producción .....	65
6.1.1 Parámetros.....	66
6.1.2 Variables de decisión.....	66
6.1.3 Modelo de optimización .....	66

<b>6.3 Experimentación computacional</b> .....	68
<b>6.3.1 Estimación de los tiempos de acondicionamiento mediante RNA's</b> .....	69
<b>Capítulo 7</b> .....	73
<b>Conclusiones, Recomendaciones y Trabajo Futuro</b> .....	73
<b>7.1 Conclusiones</b> .....	73
<b>7.2 Trabajo futuro</b> .....	74
<b>Capítulo 8</b> .....	76
<b>Bibliografía</b> .....	76
<b>Anexo “A”: Datos de entrada para entrenamiento de RNA</b> .....	78
<b>Anexo “B”: Programa de entrenamiento de RNA en MATLAB</b> .....	80

# Resumen

En este trabajo, se estudia el proceso de acondicionamiento térmico de vidrio sodocálcico, en una línea de producción (línea 25) de la empresa Crisa Libbey México. La motivación principal de este trabajo se debe a la necesidad de optimizar los tiempos de preparación del canal de alimentación de una máquina prensa-soplo que tiene capacidad de producir una gran variedad de productos. Los tiempos de preparación del alimentador dependen de la secuencia de producción y cada producto contiene características específicas, tales como, forma, peso, temperatura de trabajo (temperatura de vela), y color.

Para llevar a cabo la presente investigación se realizaron visitas constantes a la empresa. Se registraron bitácoras que contienen la información principal de cada uno de los cambios de artículo realizados en la línea de producción 25. Todos los datos que se recabaron fueron medidos y/o entregados por la empresa misma y por personal capacitado y experto de la línea de producción.

Con el fin de conocer el comportamiento del proceso de acondicionamiento térmico del vidrio sodocálcico, se llevó a cabo un estudio del proceso en estado estacionario, en una zona del alimentador, considerando teoría existente en termo-fluidos y datos experimentales medidos in-situ.

Debido a la complejidad del proceso de acondicionamiento, desde el punto de vista de termofluidos, se optó por desarrollar un método de aproximación que permita estimar el tiempo que tomará el alimentador en acondicionar el material, una vez que se desea producir un nuevo artículo. Para ello, se utilizaron modelos de redes neuronales artificiales (RNA's), pues han mostrado ser altamente efectivas en reconocimiento de patrones y aproximación de datos [1]. Se probaron diferentes configuraciones de RNA's y se realizaron múltiples réplicas con cada una

de ellas. Posteriormente, se seleccionó la configuración con menor error de aproximación para realizar estimaciones de los tiempos de acondicionamiento de doce de los artículos más comunes en el alimentador 25.

Finalmente, se consideraron los tiempos de acondicionamiento aproximados de los doce artículos más comunes y se propuso un modelo de optimización que permite determinar la secuencia óptima de producción de estos artículos, de tal forma que se minimizan los tiempos muertos (tiempos de acondicionamiento) en la línea de producción.

**Organización de la tesis:** En el capítulo uno se presenta una breve introducción del tema de estudio, el capítulo dos se describe a detalle el problema de estudio, en el capítulo tres se describen los trabajos previos que se relacionan con la presente investigación. En el capítulo cuatro se presenta el estudio del proceso de acondicionamiento térmico desde el punto de vista de termo-fluidos; en el capítulo cinco se presenta lo referente a los modelos de aproximación basados en RNA's. En el capítulo seis se describe el modelo de optimización que minimiza el tiempo muerto de la línea de producción y se presentan resultados para doce de los artículos que se procesan con mayor frecuencia en la línea de producción bajo estudio. Finalmente, en el capítulo siete se discuten las conclusiones generales, recomendaciones y trabajo futuro.

# Índice de tablas

<i>Tabla 1: Ejemplo de estabilización de la curva de temperatura tomada de un cambio real en Crisa Libbey.</i>	20
<i>Tabla 2: Ejemplo de tiempo de transporte tomado de caso real en Crisa Libbey.</i>	30
<i>Tabla 3: Comparación de las características de una neurona biológica y una neurona artificial.</i>	52
<i>Tabla 4: Valores utilizados en cada factor controlable de la RNA.</i>	57
<i>Tabla 5: Relación entre los niveles de cada factor y su significado.</i>	57
<i>Tabla 6: Resultados del diseño factorial para la selección de una arquitectura de RNA.</i>	59
<i>Tabla 7: Selección de artículos con más demanda en la línea de producción L25.</i>	69
<i>Tabla 8: Tiempo de acondicionamiento (Min) requeridos al realizar cambio de artículo <math>i</math> por artículo <math>j</math>.</i>	70
<i>Tabla 9: Secuencia óptima a seguir para minimización de tiempo muerto en programación de producción mensual.</i>	71
<i>Tabla 10: Secuencia real de producción utilizada por la empresa.</i>	72

## Lista de figuras

Figura 1: Curva característica de viscosidad-temperatura del vidrio. ....	18
Figura 2: Gráfica de la última zona del alimentador en operación.....	22
Figura 3: Representación gráfica del alimentador de 5 zonas de la línea 25 .....	23
Figura 4: Representación del flujo de vidrio y la lámina de infinitésimo espesor utilizada en la ecuación de transporte .....	29
Figura 5: Esquema de metodología general de la investigación mediante termofluidos.....	34
Figura 6: Representación gráfica de los nodos en el volumen de control .....	40
Figura 7: Conducción interna de calor.....	40
Figura 8: Esquina sujeta a convección externa y conducción interna .....	42
Figura 9: Superficie sujeta a convección .....	42
Figura 10: Esquinas sujetas a convección y a pared aislada .....	43
Figura 11: Superficie aislada .....	44
Figura 12: Convergencia de temperatura superficial numérica respecto al valor medido experimentalmente .....	45
Figura 13: Convergencia de la solución a 50 iteraciones .....	46
Figura 14: Distribución de temperatura en la dirección transversal.....	47
Figura 15: Representación de una neurona biológica versus una neurona artificial .....	52
Figura 16: Estructura de una red multicapa con propagación hacia adelante ....	54
Figura 17: Gráfica de comparación entre desviación de predicción de RNA versus los Targets esperados, donde "0" significa "sin desviación" .....	64

# Capítulo 1

## Introducción

Hoy en día, es claro que la reducción de los tiempos de producción en la industria es de suma importancia debido a que en un horizonte de planeación específico, a mayor tiempo de producción le corresponde una menor cantidad de producto final terminado, y como consecuencia un menor ingreso.

En los procesos de manufactura de piezas creadas a partir de vidrio, una de las variables críticas del proceso de producción, es el tiempo que tarda el vidrio en acondicionarse térmicamente y estar a una temperatura de *trabajabilidad* (temperatura de vela) necesaria para llevar a cabo el formado mecánico.

Este tiempo de acondicionamiento es determinante, ya que si se procesa el material con una temperatura inadecuada de trabajo, se originan diversos defectos de fabricación (inclusiones vítreas, malformaciones, entre otras) en los artículos, que no satisfacen las pruebas de calidad y obligan al operador de la máquina a desechar el producto.

En la línea de producción (alimentador) estudiada, se tiene para cada zona del alimentador un sistema automatizado basado en control automático del tipo Proporcional Integral Derivativo (PID). Para cada artículo se conocen las temperaturas a las que debe establecerse cada zona para lograr una temperatura de trabajo adecuada. Sin embargo, el operador suele interferir en el proceso de acondicionamiento al realizar modificaciones a los parámetros de control cuando el sistema no se comporta como se estimaba o bien, cuando lo considera necesario,

simplemente basado en su experiencia. Este hecho afecta considerablemente el desempeño del alimentador y es una manera poco confiable para la regulación de las temperaturas del vidrio en el canal alimentador [1], puede conllevar a una prolongación del tiempo de estabilización de la curva de temperaturas del alimentador.

El tiempo que tarda la estabilización de la curva de temperaturas, afecta directamente el proceso de formado del artículo, ya que la operación no puede empezar si el vidrio no está en condiciones térmicas o de peso para ser prensado y/o soplado.

Cabe señalar que, para cada artículo la empresa cuenta con una configuración de temperaturas para cada zona del alimentador, estas temperaturas fueron determinadas con base a comportamientos históricos y experiencia de los encargados de realizar los cambios en la producción.

## **1.1 Motivación**

Desde el punto de vista teórico, el presente trabajo representa un reto para la comunidad en el área de termo-fluidos, se trata de un sistema transitorio complejo compuesto por múltiples zonas heterogéneas (en cuanto a geometría y temperatura) que interactúan entre sí para lograr que el material vítreo alcance una temperatura de trabajo adecuada para lograr productos de buena calidad. Desde el punto de vista de la toma de decisiones, este problema da origen a múltiples vertientes, por un lado, la creación de modelos de aproximación con error mínimo y por otro, la creación de modelos de optimización que permitan determinar la secuencia de producción que minimice los tiempos de preparación o tiempos muertos (en este caso, tiempos de acondicionamiento) de los artículos que se desean producir. Finalmente, la determinación de nuevas configuraciones de tem-

peraturas para cada una de las zonas que permitan acelerar el tiempo de acondicionamiento, en este caso, una combinación de teoría de termo-fluidos y optimización sería la herramienta adecuada.

## **1.2 Contribuciones**

En esta tesis se sientan las bases para el estudio del proceso de acondicionamiento de vidrio desde el punto de vista de termofluidos, se propone un modelo basado en redes neuronales artificiales para aproximar los tiempos de acondicionamiento de vidrio en el alimentador controlado por los PID's actuales. Además, se propone un modelo de optimización que permite determinar la secuencia de producción que minimiza los tiempos muertos (tiempos de acondicionamiento) que se originan entre cada cambio de artículo.

# Capítulo 2

## Planteamiento del problema

En este capítulo se describen las propiedades más importantes del vidrio, así como el proceso de producción de artículos de vidrio que se lleva a cabo en la empresa CRISA Libbey, México. Se proporcionan detalles referentes a los cambios de artículo en la línea de producción y se define claramente el problema de estudio.

### 2.1 Generalidades del vidrio

Denominando genéricamente a un vidrio, queda comprendida una sustancia que estando a temperatura ambiente tiene la apariencia de un cuerpo sólido y no pueden considerarse como tal, ya que carecen de una estructura cristalina que caracteriza al estado sólido. Los vidrios podrían ser semejantes a los sólidos desde el punto de vista físico, por otro lado, desde el punto de vista de orden estructural se asemejan en mayor escala con los líquidos.

Los cuerpos vítreos se caracterizan por una serie de propiedades generales y comunes como lo es carecer de un verdadero punto de fusión, la cual presentan los sólidos cristalinos y que es la temperatura a la cual la fase cristalina coexiste en equilibrio con la fase fundida, su equilibrio no puede determinarse termodinámicamente y es absolutamente inestable, sus propiedades no están determinadas únicamente por la temperatura, sino que dependen de la velocidad con que se haya llevado a cabo su enfriamiento, cuando el vidrio vuelve a calentarse con la misma velocidad a la que se enfrió, su comportamiento es reversible, presentan isotropía a escala macroscópica y son monorrefringentes.

Resumiendo, puede decirse que los vidrios son sustancias termodinámicamente inestables, estructuralmente desordenadas y tecnológicamente, con propiedades y aplicaciones muy diversas. El hecho de que los vidrios no se sometan a leyes termodinámicas ni cristalográficas y no respeten ningún tipo de compromisos estequiométricos hace mucho más difícil su estudio e impide el establecimiento de generalizaciones [2].

## 2.1.2 Viscosidad del vidrio

Los vidrios se han definido como líquidos subenfriados de infinita viscosidad, lo cual resulta inadecuado desde un punto de vista físico ya que relaciona dos conceptos opuestos como lo son el de líquido y el de infinitamente viscoso. Sin embargo, es muy importante ya que la viscosidad es la responsable de que los vidrios puedan subenfriarse y alcanzar su estado rígido sin experimentar cristalización. Por otra parte, la viscosidad determina el comportamiento de los vidrios dentro de un amplio margen de temperatura. Ya que aporta información estructural y condiciona en buena parte algunos aspectos de la fabricación del vidrio como la fusión y el afinado, la cristalización, la moldeabilidad y la eficacia de los tratamientos de recocido y relajación de tensiones.

La variación de la viscosidad de un vidrio en función de la temperatura ocurre según la curva que se presenta en la Figura 1. Cuando un vidrio es sometido a un aumento en la temperatura, experimenta una pérdida creciente de rigidez que se hace especialmente notable por encima del intervalo de transformación.

Al punto de inmersión, en la Figura 1, se le da también el nombre de *punto de conformación* debido a que es el punto que cae dentro del intervalo de la moldeabilidad del vidrio. Este es uno de los puntos más importantes para esta investigación puesto que se requiere básicamente estudiar el proceso de acondicionamiento de vidrio cuando ocurre un cambio de artículo en una línea de producción.

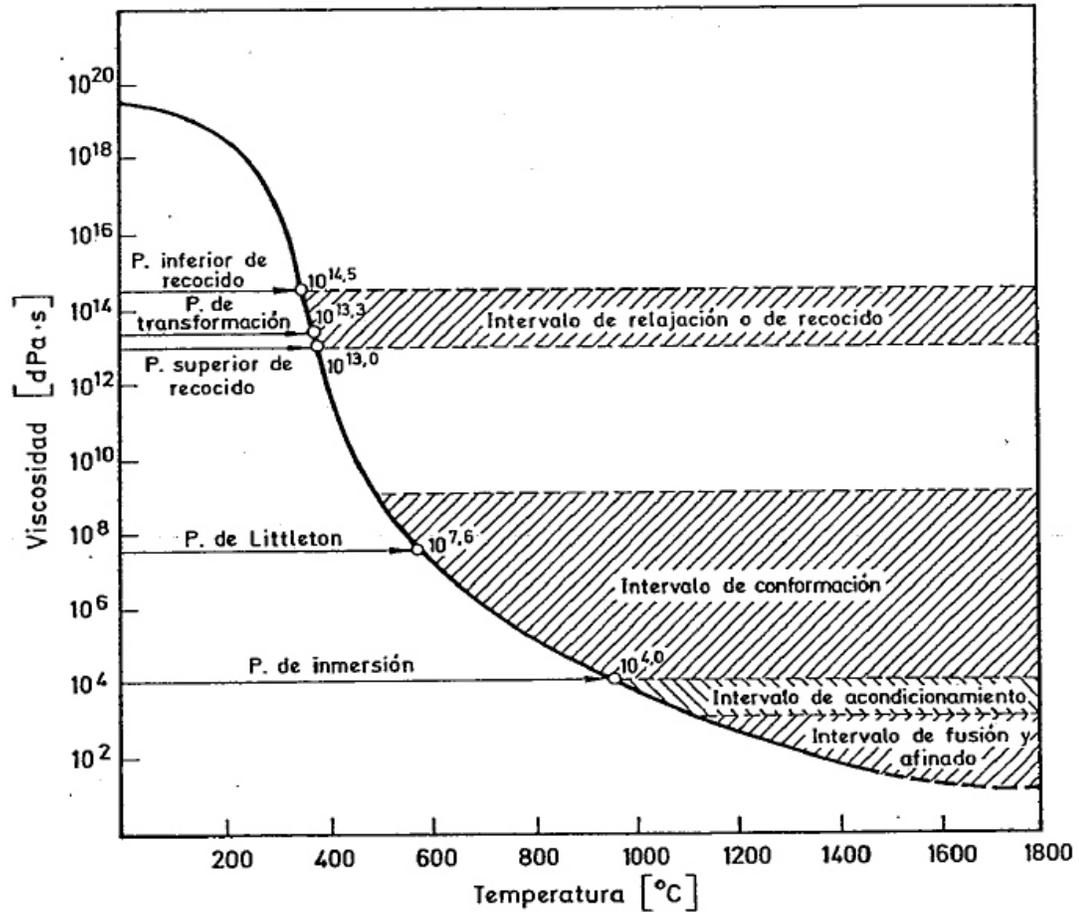


Figura 1: Curva característica de viscosidad-temperatura del vidrio.

## 2.2 Producción de artículos de vidrio: caso de estudio

La línea de producción (asociada al alimentador 25) de la empresa CRISA Libbey México es una de las líneas con mayor capacidad de producción, es capaz de producir hasta 90 piezas por minuto (PPMs) de diferentes artículos formados. Cada uno de estos artículos requiere una temperatura de trabajo específica y el alimentador es el encargado de acondicionar térmicamente el vidrio para que este sea prensado y de lugar a un artículo con la calidad deseada. El *Alimentador*, es una estructura formada con ladrillo refractario, se compone de cinco zonas de diferente geometría, todas poseen un canal interno por donde fluye el vidrio fundido, y la temperatura en cada zona es regulada por medio de *quemadores* de gas-aire que son controlados por un control Proporcional Integral Derivativo (PID)

[13]. La zona cinco, conocida como *noria*, es la zona donde se encuentra la salida de la masa vítrea y donde se realiza el corte del material que será prensado (vela) para conformar cada una de las piezas que se encuentran en producción.

Cada vez que se requiere producir un nuevo artículo, pueden ocurrir tipos de cambios: i) Que se modifique físicamente la salida de la noria (cambio largo), con reajuste de partes mecánicas de las máquinas; o bien ii) que no se requieran modificaciones físicas a ésta (cambio corto). Para ambos cambios, se requiere cambiar los moldes y establecer nuevas temperaturas (*set points*) en cada una de las zonas. Estas temperaturas dependen del artículo a producir y la empresa ya cuenta con los valores predeterminados para cada una de ellas.

Una vez que el personal encargado de realizar los cambios decide cambiar la producción, se realiza alguno de los cambios descritos en el párrafo anterior y para iniciar la producción del nuevo artículo, el flujo vítreo debe estar acondicionado con una temperatura de trabajo específica (conocida como *temperatura de vela*). El tiempo que transcurre entre el establecimiento de los nuevos *set points* y el instante en que la temperatura de vela alcanza el valor deseado, se conoce como *tiempo de acondicionamiento*. Adicionalmente, los moldes para el formado del nuevo artículo deben ser acondicionados térmicamente para poder empezar a trabajar, lo cual es parte adicional de tiempo muerto. Es claro que los tiempos de acondicionamiento representan un lapso de producción nula en la línea de producción.

Otra característica de los cambios de artículo en la línea de producción bajo estudio, es que durante el acondicionamiento térmico del vidrio y de molduras, el flujo de vidrio en el canal alimentador tiene que estar en constante movimiento, ya que se pueden crear estancamientos y tener una retro-propagación del vidrio fundido en áreas anteriores al alimentador, lo cual genera problemas de desestabilización de temperaturas. Por lo anterior, el vidrio se tiene que desviar de la máquina mediante un canal que se encuentra en la parte posterior de la misma, y

este, lo dirige hacia unos contenedores situados en el sótano de la nave industrial para reunirlos como vidrio para reciclar (también llamado *Cullet* en inglés). Con esta operación, se genera una constante pérdida de vidrio, lo que conlleva a pérdidas de producción que tienen un gran impacto económico para la empresa.

En la Tabla 1 se muestra un ejemplo del tiempo de acondicionamiento del vidrio para un cambio corto en el que se realiza un simple cambio de molde, sin modificaciones a las propiedades físicas del alimentador. Cada una de las filas de la tabla se relaciona con una zona del alimentador, en la primera columna se muestra la configuración de temperaturas (*set points*) del artículo que se encuentra en proceso y la segunda columna muestra los *set points* requeridos para la producción del nuevo artículo. La tercera columna muestra la temperatura que se requiere en la zona y la cuarta columna muestra el tiempo de estabilización de temperaturas en cada una de las zonas.

*Tabla 1: Ejemplo de estabilización de la curva de temperatura tomada de un cambio real en Crisa Libbey.*

<b>Zona Alimentador</b>	<b>Temperatura Actual</b>	<b>Temperatura Requerida</b>	<b>Tiempo de Estabilización</b>
1	1165	1165	N/A
2	1230	1251	80 minutos
3	1195	1196	23 minutos
4	1184	1179	20 minutos
5	1163	1160	23 minutos

Tomando en cuenta que la máquina en promedio produce 88ppm (piezas por minuto) y que al tiempo de acondicionamiento térmico del alimentador se agregue el tiempo de acondicionamiento térmico de la moldura, la cantidad de piezas de producción perdidas es dramáticamente grande. Para este caso de ejemplo, se perdieron aproximadamente 4,840 piezas debido al acondicionamiento térmico.

Otro punto crítico que se identificó, y que se relaciona con el tiempo de acondicionamiento térmico, es la modificación de temperaturas por parte del operador, quien es la persona encargada de la operación, modificación y supervisión de las temperaturas del horno y sus respectivos alimentadores. Cualquier decisión de operación que tome es capaz de cambiar totalmente la calidad del vidrio [14].

Para este caso, el operador vigila constantemente la temperatura de vela y en cuanto identifica que la vela no se está conformando de manera correcta, toma una acción correctiva que consiste en modificar la temperatura de la última zona en gradientes de 1 a 3 grados centígrados, ya sea para enfriar o para calentar la vela.

La acción de calentar o enfriar alguna de las temperaturas es muy importante en la toma de tiempos de acondicionamiento, ya que el incrementar la temperatura de una de las zonas en 3°C es aproximadamente 1.5 veces más rápido que decrecer (enfriar) la temperatura en 3°C. Se observó que la acción correctiva genera una gran inestabilidad que va desde la calidad de los artículos hasta gastos energéticos.

En la Figura 2 se muestra el comportamiento de la temperatura con respecto al tiempo, en la zona cinco del alimentador. Las modificaciones en la temperatura requerida (*set points*) fueron realizadas por el operador. En este ejemplo, las modificaciones se debieron a que el operador observó algunos defectos en el artículo.

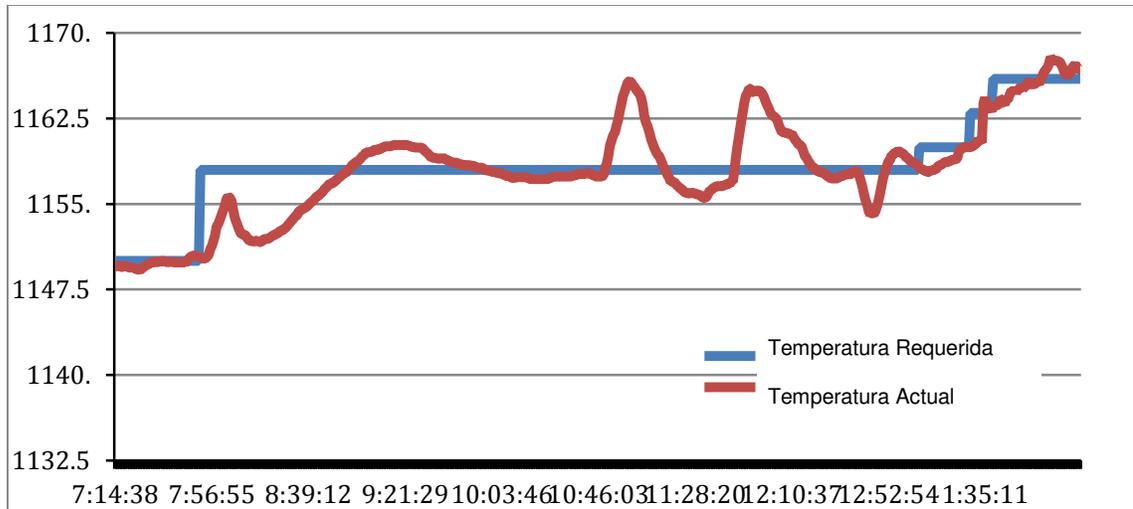


Figura 2: Gráfica de la última zona del alimentador en operación

En síntesis, las modificaciones a la curva de temperatura, los ajustes de temperaturas requeridas y el pre-calentamiento de moldes se realiza cada vez que se tiene programado un cambio de artículo en la línea. Durante el año, se realizan cambios de manera constante, así como un artículo puede estar en producción durante un mes, existen casos en donde los cambios de artículo se realizan de un día para otro, debido a la demanda de los clientes.

Como se mencionó anteriormente, para realizar el acondicionamiento de temperatura del vidrio y poder obtener la vela a temperatura deseada, el flujo de masa vítrea que viene del horno, pasa por una sección del proceso llamada *Alimentador*. A continuación se detallan las características principales del alimentador.

## 2.3 El alimentador

Su función es calentar o enfriar el vidrio en un rango que puede ir desde 1250°C a 1000°C aproximadamente, por ganancia o pérdida de radiación. El canal por donde fluye el vidrio se divide en cinco zonas con diferentes funciones de calentamiento o enfriamiento y constantemente se controlan sus temperaturas mediante quemadores gas-aire regulados por un control automático del tipo PID. Estas temperaturas de zona se pueden modificar para calentar o enfriar el vidrio,

según sea la necesidad con la apertura o el cierre de las válvulas de combustión. De esta forma, con la modificación del conjunto de temperaturas se obtiene la temperatura de vela final, la cual es específica para cada artículo que se produce en la línea (Figura 3).

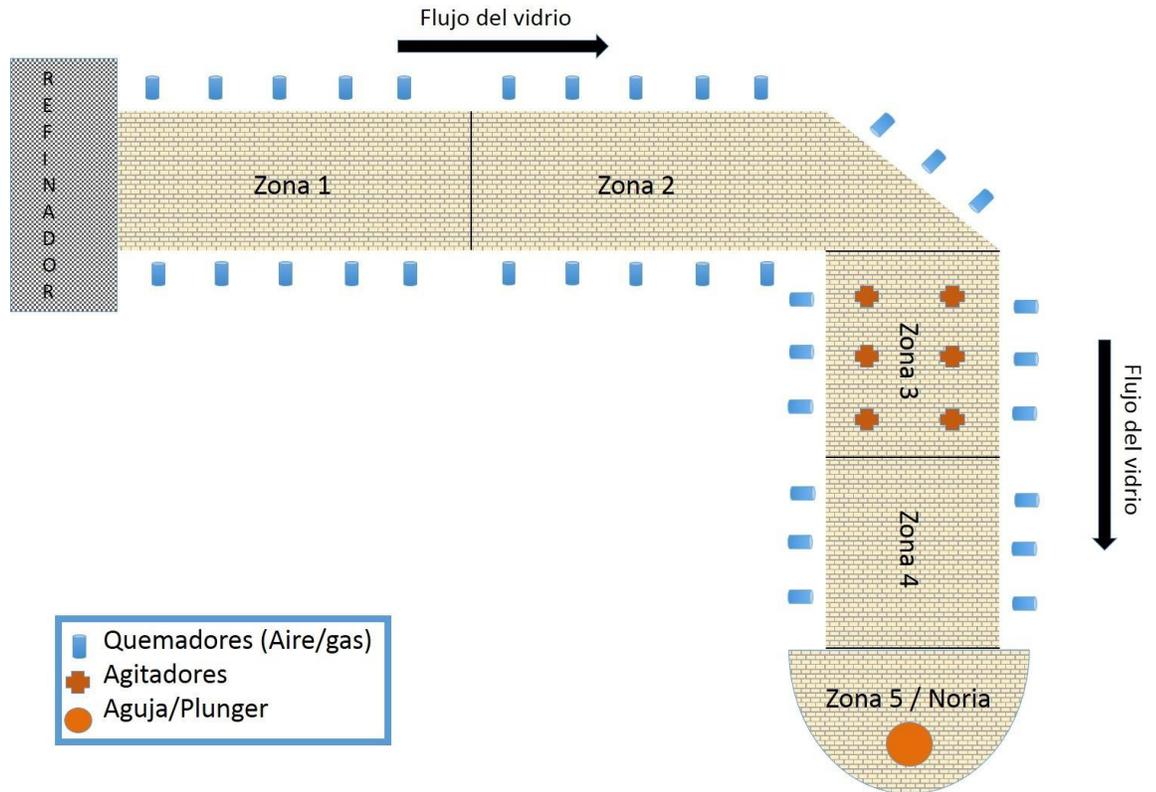


Figura 3: Representación gráfica del alimentador de 5 zonas de la línea 25

La Figura 3 muestra la geometría del alimentador. Nótese que la zona uno es la que está directamente conectada al refinador y la zona cinco es en la que se lleva a cabo el corte del material para su conformado. En cualquiera de las zonas, se toman diversas mediciones de temperatura del flujo de vidrio que transita por las mismas, se utiliza diferente instrumentación dedicada como los pirómetros, fibra óptica y termopares. Las mediciones de temperatura alimentan al control automático con la finalidad de crear una retroalimentación y ayudar al control automático en llegar a la estabilidad del *Set Point* deseado, de ahí que su precisión puede aumentar la productividad del mismo [15].

Las características principales de cada una de las zonas que integran el alimentador se describen a continuación:

### **2.3.1 Zona 1**

Esta zona conecta directamente con la salida del refinador y por esta misma razón es una de las zonas más calientes de todo el sistema (Aprox. 1250°C). Las altas temperaturas que se presentan en esta zona hacen que sea la zona que toma más tiempo en llegar a una estabilidad de temperatura cuando se realiza un cambio.

A esta zona se le llama *zona de calentamiento* y el vidrio que se acondiciona en ésta zona afecta principalmente a la temperatura de fondo de las últimas zonas del sistema [16].

### **2.3.2 Zona 2**

La característica principal de ésta zona se localiza al inicio de ésta, ya que ahí se encuentra la entrada (o caída) de la *frita*, que es una mezcla vítrea hecha a base de sílice de presentación de hojuelas que contiene una sustancia fundente utilizada en pastas y esmaltes, cerámicos, porcelana u otro material de composición cerámica utilizada para colorear, en este caso, la masa de vidrio [17].

La temperatura de ésta zona es muy importante para la correcta disolución de la frita en el vidrio. De no tenerse la temperatura adecuada, se pueden encontrar pedazos de frita no disuelta en el vidrio, y esto provoca defectos en el producto, tales como la mala coloración, así como inclusiones vítreas en el producto.

### **2.3.3 Zona 3**

A esta zona se le llama *zona de agitadores* ya que aquí se encuentra un banco de tubos agitadores refractarios sumergidos a 6" de altura del vidrio en el canal alimentador y su función principal es homogeneizar la temperatura de vidrio, así como el homogeneizar el color que proporciona la frita, en los casos en que se utiliza la frita.

Un agitador es un tubo de material refractario que en el fondo de su estructura posee una estructura helicoidal y que, al hacer girar el tubo, el espiral mueve el vidrio fundido de arriba hacia abajo o viceversa, dependiendo del sentido de giro que tenga el tubo. Estos giros hacen que el vidrio se encuentre en constante movimiento al pasar por esta etapa, y por este movimiento se logra que el vidrio homogenice en gran parte su temperatura.

### **2.3.4 Zona 4**

Esta cuarta y penúltima zona se llama *zona de enfriamiento* ya que el sistema originalmente enfriaba de manera controlada el vidrio mediante conductos que rociaban con aire las paredes de refractario de la zona. Este sistema se dejó de utilizar hace ya varios años, por causas de costo-beneficio. Esto significa que se puede trabajar el vidrio sin este enfriamiento, pues es la manera de operar actual, y cuando se operaba consumía energía eléctrica y se requería de tiempo y esfuerzo en el mantenimiento del equipo. Actualmente, la zona cuenta únicamente con el sistema de calentamiento, los ductos del enfriamiento solamente se encuentran en posición.

### **2.3.5 Zona 5**

Es la última zona del sistema y es la más importante para el hornero ya que es la zona que más rápido se estabiliza al momento de hacer una modificación en la temperatura del sistema. Cuando el vidrio llega a esta zona, se encuentra a una temperatura muy cercana a la final y es por eso que aquí es donde se le da el último ajuste de temperatura a la vela. Cabe mencionar que por su característica de rápida modificación de temperatura es la zona más modificada de las 5 durante el proceso de prensado de artículos, por órdenes del operador de la línea de producción.

## **2.4 Curvas de temperatura de los artículos**

Cada artículo que entra al proceso de conformado, tiene asignada una temperatura de trabajo específica, un peso de vela que se mide en gramos dependiendo de la forma final del artículo, así como, una velocidad de la prensa que se mide en piezas por minuto (PPM).

Tomando lo anterior en cuenta, uno de los criterios importantes de los artículos que se producen en la fábrica es que los artículos están agrupados en base al estiraje con el que se trabajan en las máquinas. Por esto, se tiene un grupo de artículos pequeños, en cuanto a dimensiones y peso, con un estiraje aproximado de 12 toneladas por día. Mientras que por otro lado, se tiene un grupo de dimensiones de mayor tamaño y de mayor peso que se producen con un estiraje de hasta 40 toneladas diarias aproximadamente. La temperatura a la cual se encuentra la vela al momento de ser cortada y entrar al molde también está determinada por el artículo que se desea producir y depende del peso de la misma [11].

## **2.5 Ajuste de Set Points para modificación de la curva de temperatura.**

Los *set points* que se introducen en la computadora del horno han sido previamente calculados o definidos para cada uno de los artículos que se producen. Los *set points* son propiamente el valor de temperatura que se desea obtener y aunque se encuentran predefinidos para cada zona del alimentador, se pueden modificar por la persona encargada del horno según su experiencia de trabajo. Se ha observado que normalmente este valor se modifica durante los primeros artículos que entran a la máquina, ya que en ese momento es la parte más crítica del ajuste de la curva de temperaturas y el peso adecuado de la vela de vidrio.

## **2.6 Tema de estudio**

Puesto que el tiempo de acondicionamiento de vidrio está altamente asociado con pérdidas de producción, resulta de interés para la empresa el que se lleve a cabo un estudio de dicho proceso. Para ello, esta investigación aborda el problema desde dos vertientes: En la primera, se analiza de manera básica el proceso de acondicionamiento de vidrio, desde el punto de vista de termofluidos, este análisis tiene como objetivo servir como base para una investigación más robusta, en la que se estudie a fondo todo el sistema en estado transitorio. En la segunda, se propone un modelo de aproximación del tiempo de acondicionamiento de vidrio basado en redes neuronales artificiales (RNA) [18-20] cuyos resultados tienen como objetivo el servir de soporte al tomador de decisiones para la planeación de la producción. Para complementar esta segunda vertiente, se desarrolla un modelo de optimización matemática que permite minimizar los tiempos de acondicionamientos (llamados también tiempos muertos) durante la planeación de la producción. Cabe señalar que toda la investigación se desarrolla en torno a los cambios cortos, es decir, aquéllos que requieren únicamente cambios de molduras y modificaciones de las curvas de temperaturas en las zonas del alimentador.

# Capítulo 3

## Antecedentes

En este capítulo se describen algunos de los trabajos relacionados con el proceso de acondicionamiento de vidrio sodocálcico. En la literatura consultada, se encontraron pocos trabajos que abordan el estudio del proceso de acondicionamiento de vidrio en un alimentador como el que se tiene en la línea 25 de CRISA Libbey México, desde el punto de vista de termofluidos [3] o bien desde el punto de vista de la ciencia de toma de decisiones [4]. Las escasas referencias encontradas están orientadas más al ámbito de sistemas de control [5]. El único trabajo que se relaciona directamente con el tema y el alimentador de estudio fue desarrollado en la misma empresa y se detalla en este capítulo.

### 3.1 Corrección secuencial anticipada de temperaturas en el alimentador

Hace algunos años, la empresa CRISA Libbey México se preocupó en reducir el tiempo de acondicionamiento térmico del vidrio, lo cual dio lugar a una propuesta que consiste en una corrección secuencial anticipada de las temperaturas de cada zona del alimentador. La primera parte de la propuesta describe una ecuación de transporte de vidrio, que involucra una relación peso-volumen del vidrio y el flujo dinámico del mismo [6].

La ecuación es la siguiente:

$$Q = \frac{\rho_e A}{P} \quad (3.1)$$

Donde:

$Q$  = Ecuación de transporte de vidrio

$\rho_e$  = Peso específico del vidrio (2.5 Ton/m<sup>3</sup>)

$A$  = Área transversal del elemento infinitésimo de flujo volumétrico

$P$  = Estiraje (Ton/Min)

La Figura 4 muestra gráficamente el flujo de vidrio en el interior del canal alimentador.

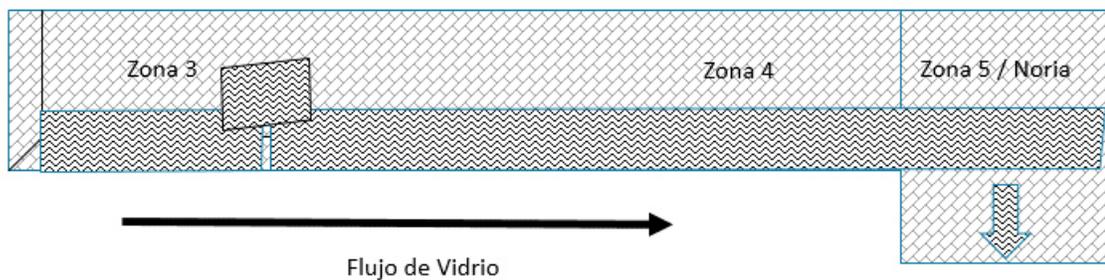


Figura 4: Representación del flujo de vidrio y la lámina de infinitésimo espesor utilizada en la ecuación de transporte

A partir de la ecuación de transporte, se estima el tiempo en que tarda en llegar la lámina de vidrio desde una determinada zona del alimentador hasta el final del canal, que es la zona 5 o *noria*.

$$\tau_n = Qx_n \tag{3.2}$$

Donde:

$\tau_n$  = Tiempo de transporte.

$x_n$  = Distancia de desplazamiento de la zona n, a la noria.

$n$  = Número de la zona.

$Q$  = Valor obtenido de la ecuación de transporte.

Siguiendo la metodología propuesta [10], en la Tabla 2 se presentan resultados para un ejemplo particular, donde el artículo a producir es de 43 ton/día. Por ejemplo, si se implementara este resultado, significaría que una vez que se programa un cambio, el establecimiento de la nueva temperatura en la zona uno debería ser 70.5 minutos antes de la hora programada para el cambio, y para el caso de la zona dos, el cambio de temperatura debería hacerse 42.8 minutos antes de la hora programada para el cambio.

*Tabla 2: Ejemplo de tiempo de transporte tomado de caso real en Crisa Libbey.*

<b>Estiraje (Ton/Día)</b>	<b>Zona 1 a Noria</b>	<b>Zona 2 a Noria</b>	<b>Zona 3 a Noria</b>	<b>Zona 4 a Noria</b>
43	70.5 Min	42.8 Min	20.3 Min	6.1 Min

Durante el desarrollo de esta tesis, se intentó implementar esta metodología en la línea de producción, sin embargo, por diversos factores no llegó a probarse en la práctica.

Tal como se describió en el capítulo anterior, en la línea de producción se tiene un sistema de control, basado en controles proporcional integral derivativo [7, 8], que controla la temperatura en cada una de las zonas del alimentador. En la literatura se menciona que el largo tiempo de respuesta que toman los lazos de los controles automáticos, combinados con los cambios de molduras y demás cambios físicos que se hacen en la línea de producción, hacen que este tipo de control sea difícil de manipular [9]. También, se han realizado experimentos comparativos entre sistemas de alimentadores que han demostrado un mejoramiento del control de temperatura mediante una actualización a los sistemas de control convencionales [10, 11].

El sistema de control influye directamente en la vela, ya que se han realizado experimentos para proveer una firme relación entre la temperatura de la vela y su peso, y como resultado, se ha obtenido que optimizando el control de temperatura del vidrio en la última zona (noria) se optimiza de manera importante el peso de la vela [10].

En el caso particular de estudio, la temperatura de la vela de vidrio puede ser medida y controlada en un rango de entre  $\pm 1^\circ\text{C}$  y  $\pm 2^\circ$ , que es una variación aceptable para el encargado de la producción y es para artículos con temperatura de trabajo de entre  $1,100^\circ\text{C}$  y  $1,300^\circ\text{C}$ , requisito indispensable para producir artículos de calidad aceptable. La viscosidad del vidrio es sensible a la temperatura, y de tratarse de un cambio de temperatura en el vidrio, la cantidad de vidrio que se obtiene de la noria cambiará, afectando el peso de la vela directamente.

Gough [9] reporta en su trabajo de investigación que la temperatura del vidrio requirió de 4 a 6 horas en estabilizarse al set point deseado y en algunos casos, hasta 10 horas en llegar a una estabilización. De igual manera, observó que es posible que continúe oscilando por mucho más tiempo y hasta puede llegarse a necesitar la atención personalizada de un técnico especializado para ajustar los controles PID y estabilizar la temperatura.

Cabe mencionar que es necesario en el correcto acondicionamiento térmico del alimentador contar con material refractario adecuado que forme el canal del alimentador [12]; sin embargo, en este estudio no fueron parte de la investigación realizada ya que no se consideraron como fronteras del sistema para el estudio termodinámico.

# Capítulo 4

## Estudio termodinámico del vidrio

### 4.1 Introducción

En este capítulo se describe el estudio del proceso de acondicionamiento de vidrio, desde el punto de vista de termodinámica. En la Figura 4 se muestra una metodología general sugerida para el estudio completo del proceso de acondicionamiento de vidrio en estado transitorio. Para propósitos de esta tesis, se realizaron únicamente dos etapas de la metodología: la primera, para conducción unidimensional en estado estacionario, y la segunda, para conducción bi-dimensional en estado estacionario.

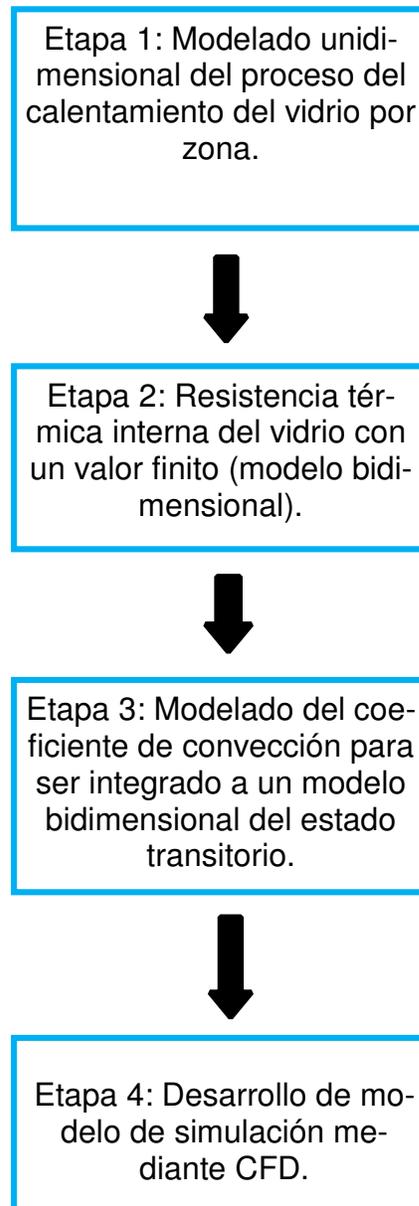


Figura 5: Esquema de metodología general de la investigación mediante termofluidos

Para poder representar gráficamente el caso de estudio, en las dos etapas realizadas se supuso un caso específico de temperatura de vela de  $1103^{\circ}\text{C}$ , así como una temperatura de superficie del vidrio dentro del alimentador de  $1158^{\circ}\text{C}$ .

Cabe destacar que este trabajo aborda solamente la distribución de la temperatura en el material dentro del horno en la etapa de conducción unidimensional en estado estacionario y que las condiciones de frontera disponibles son solamente la temperatura superficial de la cara superior expuesta a gases de combustión y la temperatura deseada en el centro del material.

## **4.2 Conducción de calor unidimensional**

Se empieza por modelar el sistema con una transferencia de calor en una dimensión, ello con la finalidad de estimar un coeficiente de transferencia de calor por convección.

Para realizar el modelo se debe de conocer la temperatura adiabática de la flama, que es la temperatura de la misma en una condición donde no existe intercambio de calor con el entorno.

De igual manera, es necesario conocer la temperatura superficial del vidrio dentro del sistema alimentador, la temperatura del cuerpo de la vela y las dimensiones longitudinales de las paredes laterales de manera precisa.

Con este modelo se obtiene el valor del coeficiente de transferencia de calor por convección.

A partir de aquí es necesario modelar y resolver numéricamente la transferencia de calor en dos dimensiones, para estimar las distribuciones de temperatura en el interior del vidrio a partir del uso del coeficiente de transferencia de calor por convección.

Al realizar las ecuaciones de balance de energía es importante considerar la generación interna de calor así como las condiciones de frontera que se tengan en el sistema.

## **4.3 Construcción del sistema de ecuaciones**

El sistema de ecuaciones del balance de energía se implementará a partir de la matriz de nodos que se decida utilizar. Como referencia, las ecuaciones se pueden obtener a partir de un proceso iterativo Gauss-Seidel con previa determinación de las condiciones de frontera en un segundo proceso iterativo [21].

Para este proceso se recomienda utilizar software dedicado a este tipo de operaciones lo cual en este caso se utilizó el software Scilab de Scilab Enterprises, así como previamente tener conocimiento de la operación del mismo, o contar con la tutela necesaria de personal capacitado para realizar dichas operaciones en esta plataforma computacional.

### **4.3.1 Establecer condiciones de frontera**

En esta parte de la metodología, es necesario realizar mediciones hechas en campo con la certeza suficiente de que se realizaron de manera precisa, las cuales son:

- Temperatura superficial del vidrio.
- Temperatura central de vela.
- Coeficiente de transferencia de calor (previamente calculado).

Para realizar estas mediciones es necesario contar con equipo adecuado para realizarlas, por ejemplo, instrumentación en buen estado y calibrada por personal capacitado, así como recopilación de datos de la curva de temperaturas de manera constante.

Se recomienda utilizar termopares triples tipo B (platino-rodio) para la lectura de temperaturas en el flujo del vidrio. La fibra óptica también se recomienda utilizar, aunque es de menor precisión que el termopar.

### **4.3.2 Definir metodología de solución y procesamiento**

Ya determinado el coeficiente de transferencia de calor por convección mediante un proceso iterativo, se toma el dicho valor para que, con ayuda de un control Proporcional-Integral-Derivativo se efectúen simulaciones hasta que la solución llegue a convergir con los datos que se tomaron experimentalmente en las regiones específicas.

### **4.3.3 Conducción unidimensional en estado estacionario**

Este estudio consiste en conocer la conducción unidimensional en estado estacionario. Para llevarlo a cabo fue necesario modelar el sistema con transferencia de calor en una dimensión y así poder estimar un coeficiente de transferencia de calor por convección.

Suposiciones:

1. La temperatura de los gases calientes se estima como la temperatura adiabática de flama de metano a la relación estequiométrica.
2. La temperatura superficial del vidrio se asume uniforme a través de toda la cara superior.
3. La temperatura en el centro del vidrio se supone la misma que la temperatura de vela.

El calor transferido por conducción hacia el interior del vidrio se iguala con el calor por convección aportado por los gases de combustión, suponiendo que el

vidrio mantiene una isotropía en sus propiedades, transferencia de calor unidimensional y que las paredes laterales son infinitas.

$$Q_{conducción} = Q_{convección} \quad (4.1)$$

$$\frac{kA}{L}(T_s - T_v) = hA(T_\infty - T_s) \quad (4.2)$$

Sustituyendo los valores adecuadamente se obtiene el valor del coeficiente de transferencia de calor por convección:

$$h_1 = 0.992 \text{ W/Km}^2 \quad (4.3)$$

Se calculó el número de Biot para la vela, con el fin de conocer si dentro del cuerpo de la misma se encontraba una temperatura homogénea en su totalidad.

$$Bi = \frac{hl}{k} = 0.0851 \ll 1 \quad (4.4)$$

Dado que el valor del número de Biot resultó ser muy bajo (menor a 1), la hipótesis de no tener una vela con una temperatura homogénea es muy probable que sea válida [22].

No es posible obtener una medición exacta de la homogeneidad de la temperatura en la vela mediante instrumentación en el área real de trabajo, ya que existen limitantes en el área que obstaculizan la correcta medición de la misma, principalmente por la instrumentación, así como, el área en donde se encuentra la última zona del canal alimentador (por donde se despacha la vela) y/o de personal capacitado y calificado para realizar tal operación.

### 4.3.4 Conducción bidimensional en estado estacionario

En ésta parte del estudio se modeló y se resolvió numéricamente la transferencia de calor en dos dimensiones, para poder estimar la distribución de la temperatura de calor por convección del flujo de vidrio que recorre el canal alimentador, suponiendo que:

1. El volumen se divide en una matriz de 4x19 volúmenes de control que dan como resultado un total de 100 nodos.
2. Las ecuaciones de balance de energía se determinan para cada nodo considerando nula generación interna de calor.
3. Las condiciones de frontera a considerar son:

*a. La temperatura adiabática de flama.*

*b. La temperatura superficial del vidrio.*

### 4.4 Procedimiento

1. La definición de las ecuaciones se da a continuación para cada tipo de nodo y enumerando las suposiciones en las cuales se basa dicha ecuación (Figura 6).
2. Se establecen las condiciones de frontera y se resuelve la simulación numérica.
3. Se corrige el coeficiente de transferencia de calor por convección hasta ajustar la temperatura del centro con la temperatura de vela. El resultado será el coeficiente de calor por convección corregido y la distribución de temperaturas en el interior del material.

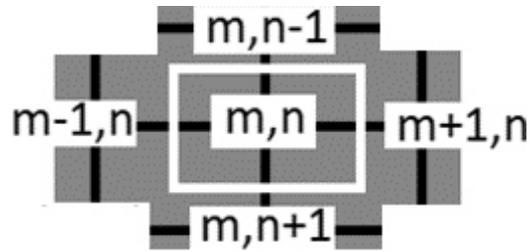


Figura 6: Representación gráfica de los nodos en el volumen de control

Donde el balance de energía para el nodo  $m,n$ :

$$T_{m,n+1} + T_{m,n-1} + T_{m+1,n} + T_{m-1,n} - 4T_{m,n} = 0 \quad (4.5)$$

#### 4.4.1 Para conducción interna de calor

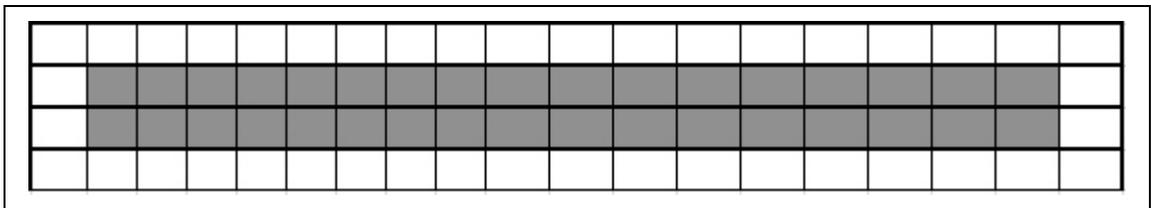


Figura 7: Conducción interna de calor

Deducción:

De la figura anterior se deduce la transferencia de calor para cada dirección hacia y desde un nodo  $min$ . Se consideran exclusivamente procesos de conducción a partir de un balance de energía.

$$\dot{E}_{entrada} - \dot{E}_{salida} = 0 \quad (4.6)$$

Donde la energía almacena y/o generada en el vidrio es nula. La energía de entrada y salida por transferencia de calor es:

$$\sum_{i=1}^4 q_{(i) \rightarrow (m,n)} = 0 \quad (4.7)$$

$$q_{(m-1,n) \rightarrow (m,n)} = k(\Delta y \cdot 1) \frac{T_{m-1,n} - T_{m,n}}{\Delta x} \quad (4.8)$$

$$q_{(m+1,n) \rightarrow (m,n)} = k(\Delta y \cdot 1) \frac{T_{m+1,n} - T_{m,n}}{\Delta x} \quad (4.9)$$

$$q_{(m,n+1) \rightarrow (m,n)} = k(\Delta x \cdot 1) \frac{T_{m,n+1} - T_{m,n}}{\Delta y} \quad (4.10)$$

$$q_{(m,n-1) \rightarrow (m,n)} = k(\Delta x \cdot 1) \frac{T_{m,n-1} - T_{m,n}}{\Delta x} \quad (4.11)$$

Sustituyendo en la ecuación de balance de energía y simplificando:

$$\begin{aligned} & q_{(m-1,n) \rightarrow (m,n)} + q_{(m+1,n) \rightarrow (m,n)} + q_{(m,n+1) \rightarrow (m,n)} + q_{(m,n-1) \rightarrow (m,n)} = \\ & k(\Delta y \cdot 1) \frac{T_{m-1,n} - T_{m,n}}{\Delta x} + k(\Delta y \cdot 1) \frac{T_{m+1,n} - T_{m,n}}{\Delta x} + k(\Delta x \cdot 1) \frac{T_{m,n+1} - T_{m,n}}{\Delta y} + \\ & k(\Delta x \cdot 1) \frac{T_{m,n-1} - T_{m,n}}{\Delta x} = 0 \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} & k \left( \frac{\Delta y \cdot 1}{\Delta x} \right) (T_{m-1,n} - T_{m,n} + T_{m+1,n} - T_{m,n}) + k \left( \frac{\Delta x \cdot 1}{\Delta y} \right) (T_{m,n+1} - T_{m,n} + \\ & T_{m,n-1} - T_{m,n}) = 0 \end{aligned} \quad (4.13)$$

Suponiendo de se tendría un error de 3.5% en arreglo espacial, que es relativamente pequeño.

Simplificando la ecuación anterior el balance se reduce a:

$$T_{m,n+1} + T_{m,n-1} + T_{m+1,n} + T_{m-1,n} - 4T_{m,n} = 0 \quad (4.14)$$

#### 4.4.2 Para esquina sujeta a convección externa y conducción interna

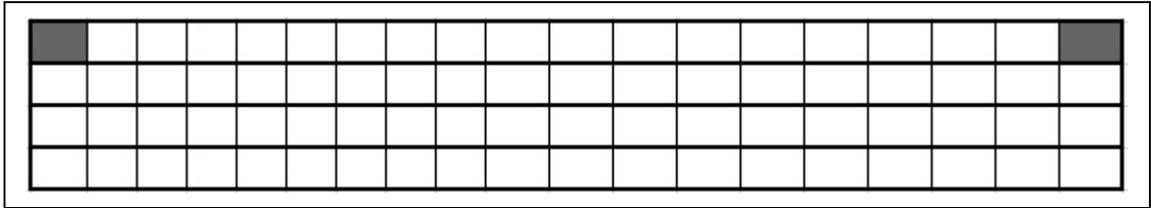


Figura 8: Esquina sujeta a convección externa y conducción interna

Nodo exterior: convección en esquina derecha:

$$T_{m,n-1} + T_{m-1,n} + 2 \frac{h\Delta x}{k} T_{\infty} - 2 \left( \frac{h\Delta x}{k} + 1 \right) T_{m,n} = 0 \quad (4.15)$$

Nodo exterior: convección en esquina izquierda:

$$T_{m,n-1} + T_{m+1,n} + 2 \frac{h\Delta x}{k} T_{\infty} - 2 \left( \frac{h\Delta x}{k} + 1 \right) T_{m,n} = 0 \quad (4.16)$$

#### 4.4.3 Para superficie expuesta a convección

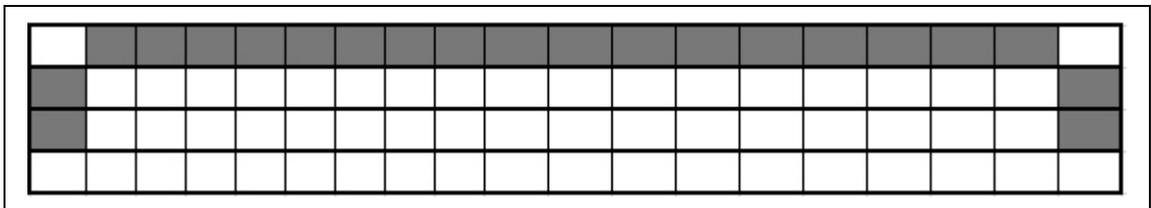


Figura 9: Superficie sujeta a convección

A partir del balance de energía se obtiene la siguiente ecuación de balance para los nodos exteriores sujetos a convección plana e identificados en la figura 7.

#### 4.4.4 Para la cara derecha

$$2T_{m-1,n} + T_{m,n+1} + T_{m,n-1} + \frac{2h\Delta x}{k} T_{\infty} - 2 \left( \frac{h\Delta x}{k} + 2 \right) T_{m,n} = 0 \quad (4.17)$$

#### 4.4.5 Para la cara izquierda

$$2T_{m+1,n} + T_{m,n+1} + T_{m,n-1} + \frac{2h\Delta x}{k} T_{\infty} - 2\left(\frac{h\Delta x}{k} + 2\right) T_{m,n} = 0 \quad (4.18)$$

#### 4.4.6 Para la cara superior

$$2T_{m,n+1} + T_{m-1,n} + T_{m+1,n} + \frac{2h\Delta x}{k} T_{\infty} - 2\left(\frac{h\Delta x}{k} + 2\right) T_{m,n} = 0 \quad (4.19)$$

#### 4.4.7 Para esquina expuesta a convección externa, conducción interna y cara aislada

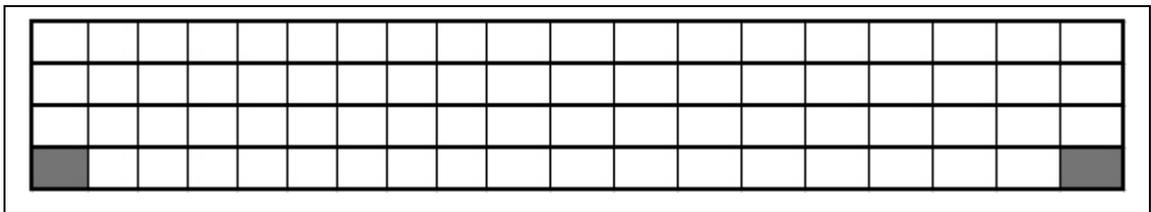


Figura 10: Esquinas sujetas a convección y a pared aislada

#### 4.4.8 Esquina exterior, convección y pared aislada en esquina derecha

$$T_{m,n-1} + T_{m-1,n} - 2T_{m,n} = 0 \quad (4.20)$$

#### 4.4.9 Esquina exterior, convección en esquina izquierda

$$T_{m,n-1} + T_{m+1,n} - 2T_{m,n} = 0 \quad (4.21)$$

#### 4.4.10 Para superficie aislada

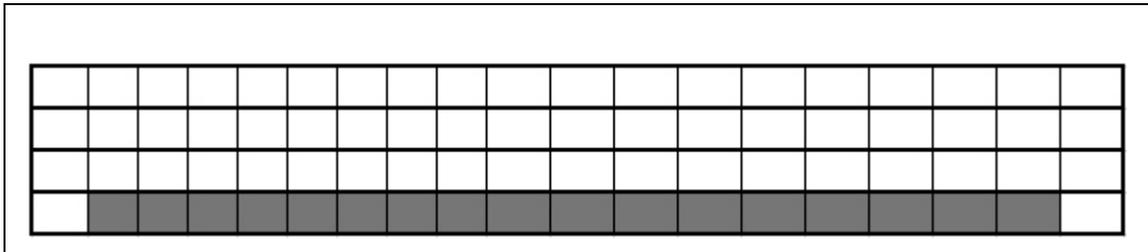


Figura 11: Superficie aislada

$$\frac{1}{2}(T_{m-1,n} + T_{m+1,n} + 2T_{m,n-1}) - 2T_{m,n} = 0 \quad (4.22)$$

$$2T_{m,n-1} + T_{m-1,n} + T_{m+1,n} - 4T_{m,n} = 0 \quad (4.23)$$

#### 4.5 Sistema de ecuaciones

A partir de lo anterior se implementó el sistema de ecuaciones en una matriz de 100 x 100 nodos y se resolvieron mediante un proceso iterativo Gauss-Siegel.

Para ello, se tomaron medidas en campo y se determinaron las condiciones de frontera siguientes:

- a) La temperatura superficial del material se fijó en 1158°C (Valor medido experimentalmente en planta).
- b) La temperatura de vela en el centro del material, que corresponde al nodo 49 por su cercanía al centro es de 1103°C.\*
- c) El coeficiente de transferencia de calor por convección (a partir del estudio de transporte de energía en una dimensión):  $h_1 = 0.992 \text{ W/K}^*\text{m}^2$ .

## 4.6 Resultados y discusión del estudio termodinámico del vidrio

Experimentalmente se determinó que la temperatura superficial fue de 1158°C en un punto cercano al nodo 9, que corresponde a la mitad de la cara superior. La lectura de la temperatura se realizó mediante un termopar con una precisión de +/- 0.5°C y dadas las altas temperaturas éste error no es representativo para el cálculo.

A continuación se presenta el incremento de la temperatura calculada numéricamente conforme avanza el número de iteraciones, se observan resultados hasta la iteración número 50.

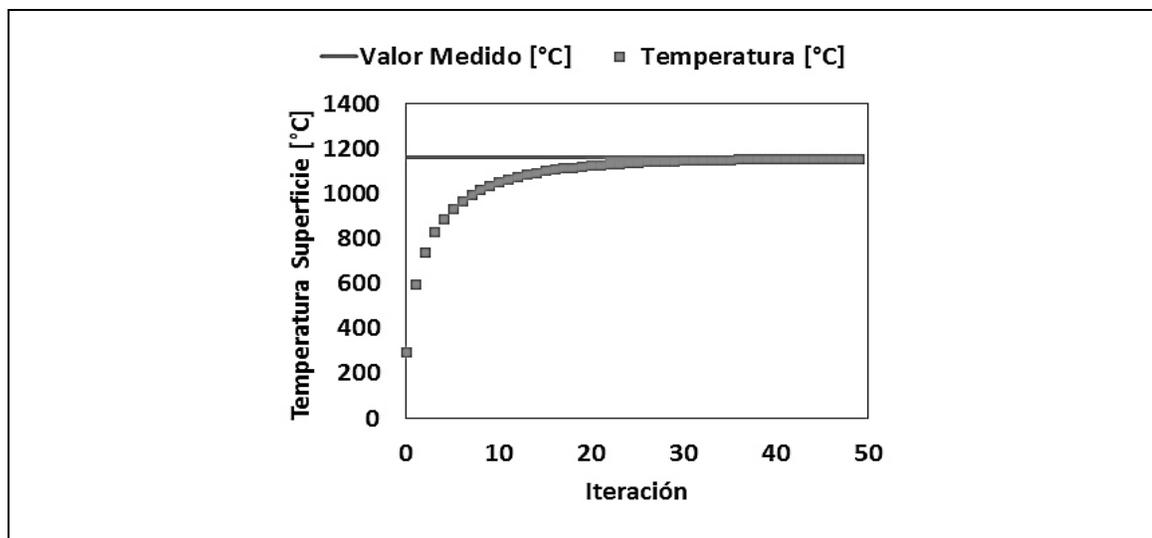


Figura 12: Convergencia de temperatura superficial numérica respecto al valor medido experimentalmente

## 4.7 Coeficiente de transferencia de calor por convección

La siguiente figura muestra el incremento del coeficiente de transferencia de calor por convección durante el proceso iterativo. Después de 50 iteraciones, los residuales eran muy cercanos a cero (0.1% en la desviación estándar). El valor inicial fue 0.992 W/K\*m<sup>2</sup> y el final fue de 8.23 W/K\*m<sup>2</sup>.

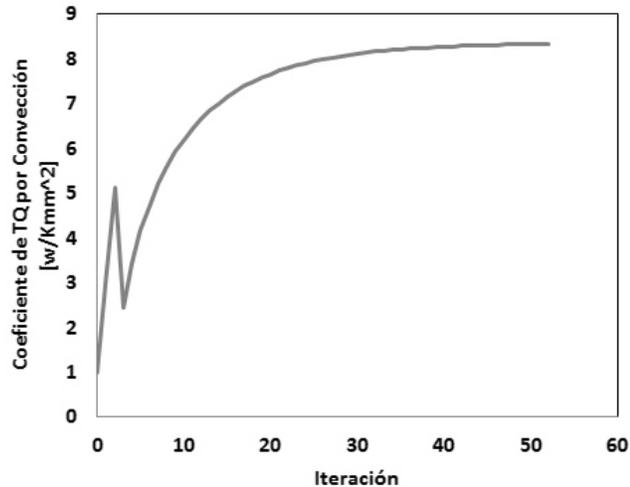


Figura 13: Convergencia de la solución a 50 iteraciones

## 4.8 Distribución de temperatura

La distribución transversal de temperatura se muestra en la siguiente figura. Debe notarse que en las esquinas y en las paredes expuestas a los gases calientes la temperatura es elevada, no así en el centro de la cara superior.

La gráfica demuestra que el proceso de difusión de calor es importante y ello obliga a un proceso de homogenización de temperatura mediante mezclado en la etapa III del proceso de manufactura.

Las condiciones de frontera en la pared inferior se consideraron a partir de medidas experimentales con termografía, en este sentido se consideró el espesor del material refractario en la pared lateral debido a la imposibilidad de medir experimentalmente la temperatura del material que se encuentra en contacto con la parte inferior del alimentador.

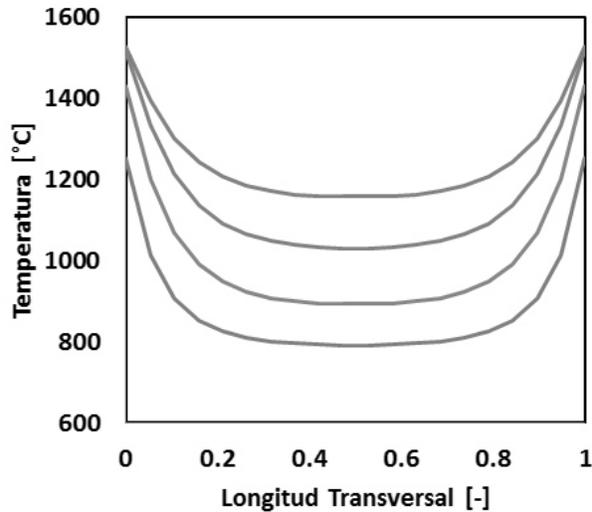


Figura 14: Distribución de temperatura en la dirección transversal

La forma de las curvas de temperatura muestra que mediante un rediseño del proceso de calentamiento es posible disminuir el consumo energético, e inclusive podría simplificarse el proceso de manufactura eliminando la tercera etapa que tiene por objetivo homogenizar la temperatura. Ello puede demostrarse a partir de una simulación más rigurosa.

En áreas de mejorar la calidad de la simulación se recomienda una campaña de adquisición de datos empleando medios intrusivos. Las técnicas ópticas son muy útiles y proporcionan información rápido, pero la precisión de las lecturas no es buena, ello depende de la superficie y la calibración del dispositivo de medida.

Otra área de mejora es implementar una mejor función de viscosidad dependiente de la temperatura ya que aunque no se consideró una viscosidad constante, una modelo de la viscosidad puede ser implementada y con ello mejorar la precisión de los cálculos

## 4.9 Conclusiones de la primera y segunda etapa del estudio termodinámico

El fenómeno de transferencia de calor no puede modelarse considerando una distribución homogénea de temperatura debido a los procesos difusivos presentes en el fenómeno. En el caso de estudio queda demostrado que el proceso de difusión domina el calentamiento del material y es por ello que es requerida una etapa de homogenización de temperatura (Zona 3).

Para obtener una reducción en el consumo de combustible, los gases calientes deben transmitir una mayor cantidad de energía y de una manera más eficiente. El coeficiente de transferencia de calor por convección se desconoce, para este estudio se aproxima a partir de la suposición de transferencia de calor unidimensional y mediante un proceso iterativo se obtiene un valor más exacto.

El coeficiente de transferencia de calor por convección obtenido a partir de una simulación en condiciones estacionarias y distribución bidimensional es  $h=8.32 \text{ w/K}\cdot\text{m}^2$ .

Éste coeficiente será un parámetro importante en una simulación más detallada y precisa, que involucre condiciones de frontera bien específicas (por limitaciones técnicas no es posible determinarlas con precisión). A partir del valor numérico del coeficiente  $h$  puede ser determinada la cantidad de combustible a ser introducido en los quemadores.

Por otro lado es aconsejable determinar la pérdida de calor a través del refractario del horno, especialmente en la parte inferior del canal alimentador ya que la definición de dicha condición de frontera es de suma importancia para la precisión de los resultados.

Como consiguiente a las 2 etapas anteriores, la tercera etapa consiste en desarrollar ecuaciones que representen el comportamiento del vidrio en estado transitorio dentro del alimentador en un sistema bi-dimensional. Esto se realiza con el fin de llegar a la cuarta y última etapa de la metodología propuesta que es la creación de una simulación mediante software de las diferentes zonas del alimentador, así como del vidrio que fluye a través de ellas.

El objetivo de lograr las 4 etapas de la metodología es conocer a profundidad como es el comportamiento del vidrio en su contacto con la energía calorífica dentro del canal alimentador, ya que conociendo este comportamiento es posible lograr un ahorro de energéticos, así como lograr la máxima efectividad calórica de estos, logrando así un ahorro económico de alta importancia.

# Capítulo 5

## Aproximación del tiempo de acondicionamiento mediante Redes Neuronales Artificiales

En este capítulo se introducen las redes neuronales artificiales (RNAs) y sus aplicaciones principales. Se propone un modelo de RNA para aproximar los tiempos de acondicionamiento de vidrio y la configuración de la RNA se determina mediante un diseño de experimentos.

### 5.1 Justificación

El estudio del proceso de acondicionamiento de vidrio desde el punto de vista de la termodinámica resultó ser bastante complejo, tal como se describió en el capítulo cuatro; y con el tiempo disponible para esta investigación y la teoría existente, no fue posible estudiar el sistema completo (todas las zonas del alimentador) en su estado transitorio. De ahí que con el objetivo de proponer una metodología sencilla para estimar el tiempo de acondicionamiento de vidrio, bajo las condiciones actuales de operación del alimentador, se optó por diseñar un modelo basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA's).

## 5.2 Redes neuronales artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA's) se han vuelto populares en muchas aplicaciones relacionadas con el reconocimiento de patrones, imágenes, manuscritos, y pronóstico de series de tiempo, entre otras. Son modelos capaces de encontrar relaciones (patrones) de forma inductiva por medio de algoritmos de aprendizaje que se basan en los datos existentes más que requerir la ayuda de un modelador para especificar la forma funcional y sus interacciones.

Las RNA's están basadas en la analogía que existe en el comportamiento y función del cerebro humano, el cual está compuesto por redes de neuronas biológicas que poseen bajas capacidades de procesamiento individual y que al conectarse entre sí elevan su capacidad de procesamiento. En la Figura 14, se muestra la analogía existente entre una neurona biológica y una neurona artificial. Como puede observarse, una neurona envía su salida a otras por medio de su axón. El axón lleva la información por medio de diferencias de potencial, u ondas de corriente, que dependen del potencial de cada neurona. La neurona recoge las señales por sus sinapsis sumando todas las influencias excitadoras e inhibitoras. Si las influencias excitadores positivas dominan, entonces la neurona da una señal positiva y manda este mensaje a otras neuronas por su sinapsis de salida [18].

Dentro de las características de las RNA podemos encontrar que pueden aprender a través de ejemplos, son adaptables, tienen capacidades de generalización, son tolerantes a fallas y son de rápida implementación [20]. En definitiva, las redes neuronales artificiales son un modelo simplificado del cerebro humano, el cual se encarga de procesar información y es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia [19].

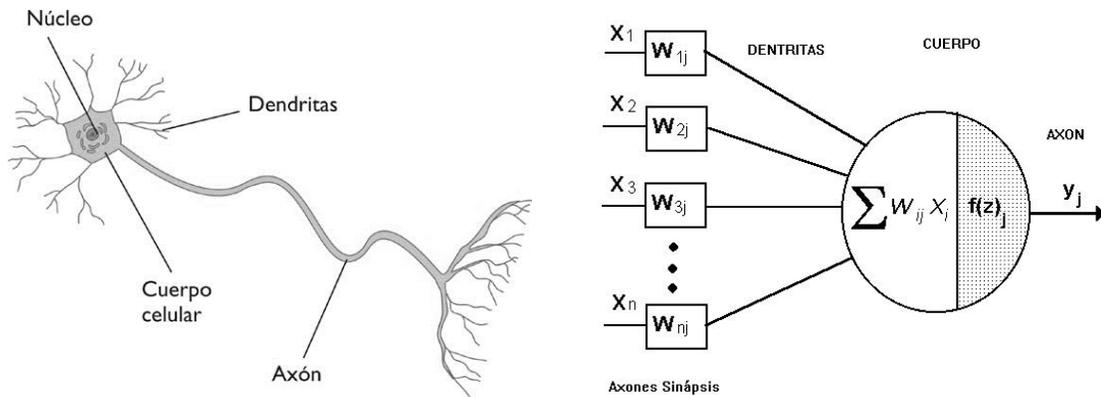


Figura 15: Representación de una neurona biológica versus una neurona artificial

A continuación se presenta una tabla de comparación entre una neurona real y una neurona artificial:

Tabla 3: Comparación de las características de una neurona biológica y una neurona artificial.

Neurona Real	Neurona Artificial
Dendritas: Reciben la señal de neuronas adyacentes.	Interconexiones afectadas por los pesos, representan las <i>dendritas</i> .
La señal la transmiten al cuerpo en forma de potencial eléctrico.	El cuerpo celular se representa por una función matemática.
Estas señales eléctricas son integradas por el cuerpo celular (soma).	La neurona artificial suma las entradas y les aplica la función matemática.
El axón se ramifica y dirige el impulso a varias neuronas vía sinapsis.	Se transmite la salida hacia la siguiente capa de neuronas.

Las redes neuronales son sistemas dinámicos auto adaptativos. Son adaptables debido a la capacidad de autoajuste de los elementos procesales (neuronas) que componen el sistema. En el proceso de aprendizaje, los enlaces ponderados de las neuronas se ajustan de manera que se obtengan ciertos resultados específicos. Una red neuronal no necesita un algoritmo para resolver un problema, ya que ella puede generar su propia distribución de pesos en los enlaces mediante el aprendizaje. También existen redes que continúan aprendiendo a lo largo de su vida, después de completado su período de entrenamiento.

La función del diseñador es únicamente la obtención de la arquitectura apropiada.

### **5.3 Selección de una arquitectura de RNA's**

Una red neuronal está formada por un conjunto de neuronas interconectadas entre ellas. El modo en que se interconectan constituye la arquitectura de la red. Hay varias arquitecturas de RNA's, las más comunes son las redes multicapa, las redes recurrentes y las redes de conexión lateral [18 y 26].

En esta trabajo se utilizó la estructura de una RNA multicapa con *propagación hacia adelante* (Figura 16), que es mayormente utilizada para la clasificación de patrones y predicción [23]. En el modelo multi-capa existen tres tipos de neuronas: las neuronas de entrada, las neuronas ocultas y las neuronas de salida. Entre dos capas de neuronas existe una red de pesos de conexión (*Weights*) que puede ser de los siguientes tipos: *hacia adelante*, *hacia atrás*, *lateral* y *de retardo*. En este caso, las conexiones son hacia adelante donde los datos de las neuronas de una capa inferior son propagados hacia las neuronas de la capa superior por medio de las redes de conexiones hacia adelante. Esta RNA se basa en el aprendizaje predictivo donde dicha red trata de construir reglas de predicción adecuadas usando algoritmos de aprendizaje únicamente procesando los datos sin ningún conocimiento específico sobre ellos [24].

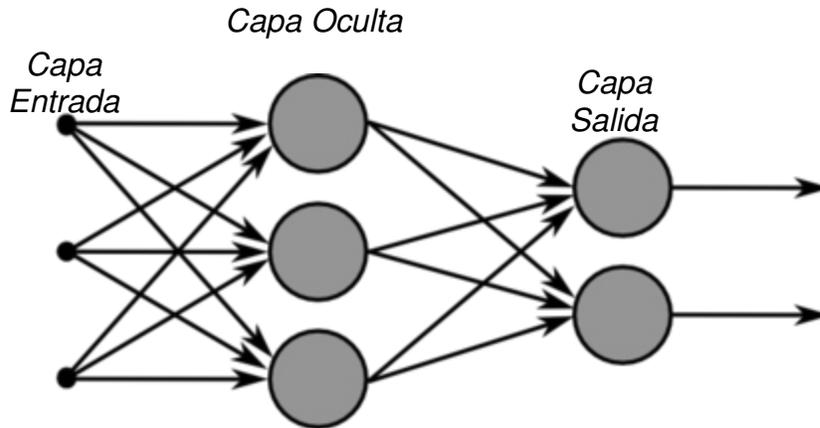


Figura 16: Estructura de una red multicapa con propagación hacia adelante

Como se mencionó anteriormente, una de las funciones principales de una RNA es la capacidad de aprendizaje a partir de una base de datos conocida y para entender o diseñar un proceso de aprendizaje, primero se debe de conocer el ambiente en donde la RNA operará.

Existen 3 paradigmas de aprendizaje principales: *supervisado*, *no supervisado* e *híbrido* [25]. En este trabajo se utilizará la primera de las tres: el paradigma de aprendizaje supervisado. Donde, a la red se le provee de una respuesta *correcta* (salida) para cada patrón de entrada y los pesos se determinan de tal manera que la red genere respuestas lo más cercanas (parecidas) a las respuestas correctas conocidas.

El entrenamiento de la RNA se realizó mediante el método de Levenberg-Marquardt (LM) [26], el cual es una modificación del algoritmo de Newton optimizado para un problema de minimización. Este algoritmo tiene grandes requerimientos de cómputo y memoria y solo puede ser utilizado en redes pequeñas, sin embargo, varias investigaciones han sido exitosas usando este tipo de redes [27]. El algoritmo LM está caracterizado por ser más estable y eficiente que otros algoritmos de entrenamiento [28]. Así mismo, se ha hecho referencia a que este algoritmo es más rápido que otros algoritmos de optimización [29].

La arquitectura de la RNA se determina no sólo por el número de capas, tipo de conexión y algoritmo de entrenamiento, el número de neuronas en la capa de entrada y capa oculta [27] son otras decisiones críticas que determinan la arquitectura y afectan el desempeño de la RNA. Adicional a esto, en el aprendizaje supervisado, la cantidad de datos usados para el entrenamiento y validación son otro punto crítico.

Para el modelo de RNA se consideraron las variables más importantes del sistema de acondicionamiento térmico bajo estudio. Específicamente, se consideraron *los valores de temperatura en cada zona del alimentador, el estiraje y la temperatura de vela para el artículo actual y el artículo entrante, lo cual da como resultado* una combinación de 14 datos conocidos que determinan el tiempo de acondicionamiento de vidrio en cada cambio de artículo.

## **5.4 Experimentación**

### **5.4.1 Creación de la Red Neuronal Artificial**

Como se mencionó anteriormente, el modelo de RNA propuesto se basa en una red multi-capas que consta de tres capas de neuronas: una capa de entrada la cual recibe los parámetros conocidos, asociados al cambio de artículo; una capa oculta que determina la flexibilidad de la RNA para su adaptación a los datos conocidos de la primera capa y una capa de salida, la cual consta de una neurona y es la que proporciona la estimación del tiempo de acondicionamiento térmico, como resultado de la RNA.

Definida ya la estructura de las capas que se utilizará en la RNA, se procedió a configurar algunos *factores controlables* de la red, mismos que determinan la flexibilidad del modelo y su calidad de aproximación. Para esta tarea, se llevó a cabo un diseño de experimentos factorial, considerando los siguientes parámetros o factores controlables: *porcentaje* de datos de entrenamiento, *número* máximo

de iteraciones del algoritmo de entrenamiento, cantidad de neuronas en la capa oculta y tipo de datos de entrada (entradas explícitas o diferencias).

En resumen, los parámetros considerados para esta red neuronal fueron: cantidad de datos de entrenamiento, épocas (iteraciones) de la RNA, neuronas de la capa oculta y tipo de entrada. Para medir la calidad de la respuesta generada por la RNA se utilizó el Error Cuadrado Medio (*MSE* por sus siglas en inglés). A continuación se presenta matemáticamente esta medida de desempeño:

$$MSE = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j - y_j)^2$$

(5.1)

## 5.4.2 Diseño de Experimentos

Para proceder a entrenar diferentes configuraciones de RNA's, se hizo referencia a las bitácoras que se recopilaron durante los cambios de artículos realizados en la empresa (**Véase Anexo "A"**). A grandes rasgos, se realizaron un total de 128 diferentes configuraciones de RNA's en donde los parámetros (factores) que se variaron fueron:

- El porcentaje de división de datos para Entrenamiento y Validación (De la Tabla 5).
- El número máximo de iteraciones del algoritmo.
- La cantidad de neuronas en la capa oculta.
- El tipo de entradas: explícitas y diferencias.

A continuación, en la Tabla 4 se proveen más detalles de los valores que se utilizaron para cada uno de los factores anteriormente descritos:

*Tabla 4: Valores utilizados en cada factor controlable de la RNA.*

<b>División de datos</b>	<b>Entrenamiento</b> 60%, 70%, 80%, 90%	<b>Validación</b> 40%, 30%, 20%,10%
<b>Neuronas Ocultas</b>	<b>3, 5, 7, 9</b>	
<b>Iteraciones</b>	<b>100, 200, 300, 400</b>	
<b>Entradas</b>	<b>14, 7</b>	

En la Tabla 5 se presentan cada uno de los factores utilizados y sus diferentes niveles usados en el experimento factorial. Como puede observarse, en el experimento completo se obtuvieron  $4 \times 4 \times 4 \times 2 = 128$  configuraciones diferentes para la RNA.

*Tabla 5: Relación entre los niveles de cada factor y su significado.*

<b>Configuración de Niveles</b>			
<b>Entrenamiento</b>	<b>Épocas</b>	<b>Neuronas</b>	<b>Entradas</b>
1= 40%	1= 100	1= 3	1=Explícitas
2= 50%	2= 200	2= 5	2=Diferencias
3= 60%	3= 300	3= 7	-----
4= 70%	4= 400	4= 9	-----

Cabe aclarar, que cuando se hace referencia a entradas explícitas, se trata de aquella red que tiene 14 neuronas de entrada: valores de temperaturas para

cada zona del artículo actual y artículo entrante, estirajes del artículo actual y artículo entrante y finalmente, temperaturas de vela del artículo actual y artículo entrante. Para el caso de entradas en diferencias, significa que la red tiene siete neuronas de entrada: las primeras cinco neuronas reciben la diferencia existente entre los valores de temperatura de los artículos entrante y saliente (en cada una de las cinco zonas del alimentador), la sexta neurona recibe la diferencia existente entre el estiraje del artículo actual y el artículo entrante; y finalmente, la séptima neurona recibe la diferencia existente entre la temperatura de vela del artículo actual y artículo entrante.

### 5.4.3 Resultados del Diseño de Experimentos Factorial

Para cada una de las configuraciones de RNA resultantes en el diseño factorial, se entrenó y validó el modelo de RNA veinte veces. Se utilizó el software Matlab con ayuda del módulo propietario de Redes Neuronales Artificiales para realizar dicho entrenamiento (**Véase Anexo “B”**). En la Tabla 6 se presentan los mejores resultados obtenidos para cada configuración. La columna llamada *configuración* consiste de 4 dígitos separados por coma, donde de izquierda a derecha el primer dígito es: *el porcentaje de datos que se utilizaron para el entrenamiento de la red*, el segundo dígito es *el límite de “épocas” o iteraciones que se realizaron en la red*, el tercer dígito son: *las neuronas que se utilizaron en la capa oculta* y por último el cuarto dígito se trata *de la cantidad de neuronas de entrada o tipo entradas que se utilizaron: explícitas (14 neuronas de entrada) o diferencias (7 neuronas de entrada)*.

Tabla 6: Resultados del diseño factorial para la selección de una arquitectura de RNA.

Configuración	Desempeño (MSE)		Iteraciones
	Entrenamiento	Validación	
[1,1,1,1]	54.4499	49.2838	90
[1,1,2,1]	47.7781	58.9529	9
[1,1,3,1]	47.1251	45.8616	15
[1,1,4,1]	47.8632	52.0136	8
[1,2,1,1]	66.0276	61.1749	57
[1,2,2,1]	65.6545	86.8578	6
[1,2,3,1]	71.7766	66.0832	7
[1,2,4,1]	66.7797	120.0489	8
[1,3,1,1]	40.048	52.6675	14
[1,3,2,1]	58.2258	96.6827	11
[1,3,3,1]	82.2786	99.2678	7
[1,3,4,1]	52.1202	72.32	8
[1,4,1,1]	83.442	79.5425	55
[1,4,2,1]	72.8222	98.7596	8
[1,4,3,1]	64.8291	112.5659	7
[1,4,4,1]	59.1202	97.7763	10
[2,1,1,1]	55.1774	58.8773	57
[2,1,2,1]	75.58	93.5235	9
[2,1,3,1]	84.1665	61.6515	8
[2,1,4,1]	50.0857	101.0566	10
[2,2,1,1]	82.0455	480.0103	21
[2,2,2,1]	44.1071	68.597	21
[2,2,3,1]	63.7807	76.792	10
[2,2,4,1]	89.9209	111.0042	7
[2,3,1,1]	60.975	99.9342	15
[2,3,2,1]	48.4582	46.5222	10
[2,3,3,1]	127.8949	420.3412	6

[2,3,4,1]	55.6355	64.2002	8
[2,4,1,1]	82.2726	114.4099	76
[2,4,2,1]	156.8905	139.2026	8
[2,4,3,1]	77.7629	80.11	7
[2,4,4,1]	80.4024	128.8372	9
[3,1,1,1]	73.9746	87.6997	10
[3,1,2,1]	76.9929	116.0528	13
[3,1,3,1]	109.0114	158.5864	11
[3,1,4,1]	128.0996	134.0237	13
[3,2,1,1]	63.9872	110.4062	25
[3,2,2,1]	93.8457	123.5196	12
[3,2,3,1]	63.1242	76.5691	8
[3,2,4,1]	51.3439	58.0418	11
[3,3,1,1]	60.865	54.3371	19
[3,3,2,1]	41.4262	44.3146	12
[3,3,3,1]	50.71	42.0397	13
[3,3,4,1]	76.029	98.0685	11
[3,4,1,1]	68.069	84.0687	20
[3,4,2,1]	121.4208	142.7483	11
[3,4,3,1]	115.2557	132.0085	8
[4,4,4,1]	82.5379	78.7755	8
[4,1,1,1]	68.6799	119.1316	35
[4,1,2,1]	75.557	113.5441	54
[4,1,3,1]	75.6756	118.7982	9
[4,1,4,1]	38.8351	70.3642	9
[4,2,1,1]	36.4963	55.6471	200
[4,2,2,1]	43.9467	84.6753	15
[4,2,3,1]	55.4402	132.5411	10
[4,2,4,1]	44.4579	86.7979	9
[4,3,1,1]	43.8926	73.4346	63

[4,3,2,1]	96.127	88.82	11
[4,3,3,1]	52.473	83.5701	9
[4,3,4,1]	65.845	149.5313	8
[4,4,1,1]	39.0676	72.5371	400
[4,4,2,1]	37.6909	58.7973	15
[4,4,3,1]	58.4203	145.8248	11
[4,4,4,1]	60.0596	67.7329	8
[1,1,1,2]	59.4898	78.9128	8
[1,1,2,2]	65.7299	88.6494	4
[1,1,3,2]	66.943	94.3373	5
[1,1,4,2]	64.1517	98.5382	4
[1,2,1,2]	62.5554	113.6314	8
[1,2,2,2]	63.4768	78.0847	8
[1,2,3,2]	65.9704	96.8705	5
[1,2,4,2]	63.6791	85.3457	5
[1,3,1,2]	62.731	98.7965	6
[1,3,2,2]	69.7529	69.029	4
[1,3,3,2]	58.4821	62.0804	6
[1,3,4,2]	72.5213	98.1112	4
[1,4,1,2]	52.564	110.0996	8
[1,4,2,2]	74.9452	74.889	10
[1,4,3,2]	69.3294	106.7482	4
[1,4,4,2]	68.0905	101.7387	5
[2,1,1,2]	71.7644	58.3332	100
[2,1,2,2]	74.9371	131.9196	7
[2,1,3,2]	72.8495	130.0764	6
[2,1,4,2]	76.1023	157.2413	3
[2,2,1,2]	72.6842	132.5037	6
[2,2,2,2]	74.4963	92.8239	7
[2,2,3,2]	85.9387	361.0127	6

[2,2,4,2]	83.5113	340.1114	4
[2,3,1,2]	87.6931	165.9086	33
[2,3,2,2]	85.6547	130.1152	6
[2,3,3,2]	85.7806	175.9862	5
[2,3,4,2]	81.1055	235.1122	3
[2,4,1,2]	61.5831	86.3978	6
[2,4,2,2]	82.3641	143.8323	5
[2,4,3,2]	81.051	202.1381	5
[2,4,4,2]	73.6487	90.3514	5
[3,1,1,2]	72.8033	76.7494	22
[3,1,2,2]	71.5498	127.0166	7
[3,1,3,2]	74.3864	93.9403	4
[3,1,4,2]	75.6664	116.6921	3
[3,2,1,2]	70.505	63.1368	6
[3,2,2,2]	70.6022	126.7663	6
[3,2,3,2]	75.323	110.0716	4
[3,2,4,2]	76.1654	85.1921	3
[3,3,1,2]	77.7391	126.0202	7
[3,3,2,2]	73.8791	59.549	6
[3,3,3,2]	70.7478	97.2116	4
[3,3,4,2]	76.3299	129.8941	4
[3,4,1,2]	74.9768	74.2929	7
[3,4,2,2]	74.0074	169.7928	5
[3,4,3,2]	78.5082	86.6003	5
[4,4,4,2]	76.4581	96.8386	3
[4,1,1,2]	55.5258	101.661	9
[4,1,2,2]	53.7613	71.3863	100
[4,1,3,2]	56.8118	82.8415	5
[4,1,4,2]	61.8037	78.1792	5
[4,2,1,2]	48.9529	96.9356	9

[4,2,2,2]	53.7193	116.0343	6
[4,2,3,2]	56.1855	92.5661	5
[4,2,4,2]	53.6259	96.291	6
[4,3,1,2]	43.6495	67.3201	7
[4,3,2,2]	39.069	67.014	20
[4,3,3,2]	46.5413	87.519	7
[4,3,4,2]	57.2307	165.2388	4
[4,4,1,2]	36.1168	63.4537	34
[4,4,2,2]	55.2486	88.0403	5
[4,4,3,2]	46.7748	97.4443	7
[4,4,4,2]	47.6069	66.9249	6

Después de obtener la tabla anterior se procedió a filtrar las configuraciones para encontrar la que mostró mejor desempeño basado en el menor *Error Cuadrático Medio (MSE, por sus siglas en inglés)* de validación, resultando ser la configuración [3,3,3,1] (marcada en azul).

Esta configuración se compone de 14 neuronas de entrada, y ha sido entrenada y validada con 60% y 40% respectivamente de los datos disponibles, se permite como máximo 300 épocas para el entrenamiento, y posee 7 neuronas en la capa oculta.

En la Figura 17 se muestra gráficamente la calidad de aproximación, tanto en los datos de entrenamiento como de validación, que tiene la RNA con configuración [3,3,3,1]. Como puede observarse, la desviación del valor estimado y el valor real es muy pequeña.

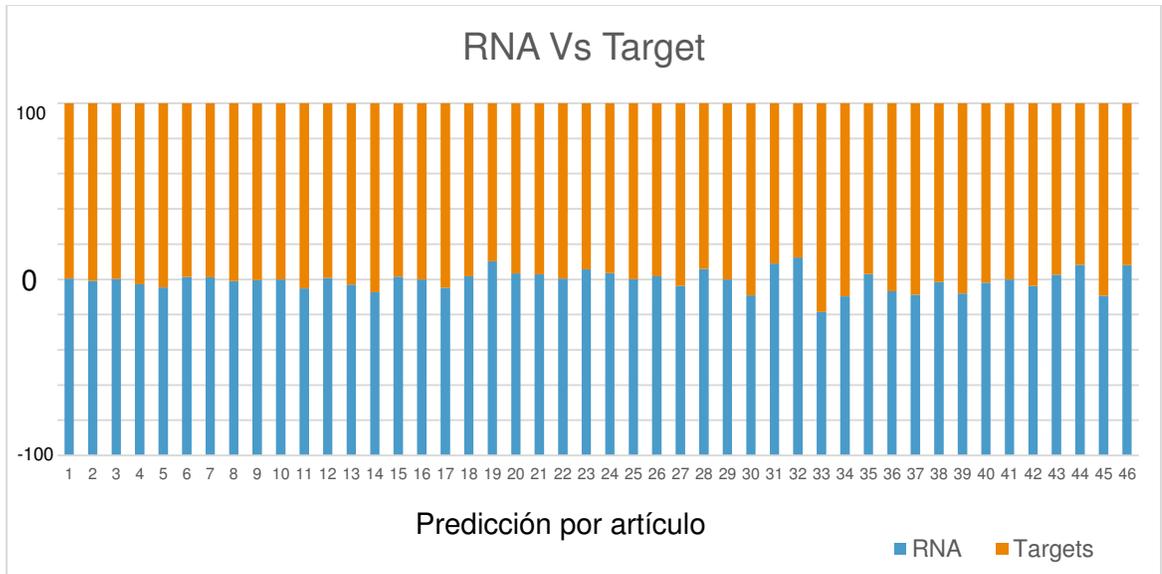


Figura 17: Gráfica de comparación entre desviación de predicción de RNA versus los Targets esperados, donde "0" significa "sin desviación"

Analizando los resultados de la predicción de la RNA presentados en la Figura 17, es posible afirmar que los resultados son buenos para una aproximación, ya que la mayor desviación de predicción que presenta la red es de  $-11^{\circ}\text{C}$  y  $17^{\circ}\text{C}$  en manera negativa y positiva, respectivamente.

# Capítulo 6

## Planeación Óptima de la Producción

En este capítulo se propone un modelo de optimización que permite determinar la secuencia óptima de producción de un conjunto de artículos tales que el tiempo muerto (tiempo de acondicionamiento) total se minimiza. Se propone un modelo de optimización combinatoria que puede ser visto como un problema de agente viajero. Para probar el modelo se tomaron datos reales de doce de los artículos que se producen con mayor frecuencia en la línea de producción bajo estudio. Se escribió el modelo en GAMS y se resolvió el problema de optimización usando el optimizador XPressMP disponible en NEOS Server [30].

### 6.1 Modelo propuesto

A continuación se propone el modelo de optimización que permite planear la secuencia óptima de producción de un conjunto de artículos, con el objetivo de minimizar el tiempo total de acondicionamiento requerido.

### 6.1.1 Parámetros

$t_{ij}$  : Tiempo de acondicionamiento para procesar artículo  $j$  inmediatamente después del artículo  $i$ .

$P = \{1, 2, \dots, p\}$  : Conjunto de artículos a procesar.

$\bar{P} = P \cup \{o\}$  : Donde “ $o$ ” es el artículo que está actualmente en proceso.

$f$  : Artículo ficticio usado para terminar la planeación de la producción de artículos  $P$ .

### 6.1.2 Variables de decisión

$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{Si el artículo } j \text{ es procesado inmediatamente después del artículo } i, \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$

### 6.1.3 Modelo de optimización

Objetivo:

$$\text{Min } Z = \sum_{i \in \bar{P}} \sum_{\substack{j \in P \\ j \neq i}} t_{ij} x_{ij}$$

(6.1)

Sujeto a:

$$\sum_{j \in P} x_{oj} = 1$$

(6.2)

$$\sum_{i \in \bar{P}} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in P$$

(6.3)

$$\sum_{i \in \bar{P}, i \neq k} x_{ik} - \sum_{j \in P \cup \{f\}, j \neq k} x_{kj} = 0 \quad \forall k \in P$$

(6.4)

$$\sum_{i \in P} x_{if} = 1$$

(6.5)

$$u_i - u_j + |\bar{P}|x_{ij} \leq |\bar{P}| - 1, \quad \forall (i, j) \in \bar{P} \times P, i \neq j$$

(6.6)

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \forall (i, j) \in \bar{P} \times (P \cup \{f\}), i \neq j$$

(6.7)

La ecuación (6.1) representa la minimización de los tiempos de acondicionamiento, la restricción (6.2) garantiza que se procesa un artículo inmediatamente después del artículo actual. Las restricciones (6.3) establecen que cada artículo

debe procesarse exactamente una vez. Las restricciones (6.4) son para la conservación de flujo. La restricción (6.5) se utiliza únicamente para establecer que la producción termina con el artículo ficticio. Las restricciones (6.6) garantizan la creación de una secuencia conectada (eliminación de *subtours*). La naturaleza de las variables se describe en la ecuación (6.7).

## 6.2 Experimentación computacional

Para probar la efectividad del modelo propuesto, se tomó información de doce de los artículos con mayor demanda (mayor frecuencia de producción en la línea 25). En la Tabla 8, se muestra la información relacionada a estos artículos. En la primera columna, se presenta el índice referente al número de artículo, en la segunda columna se presenta el modelo de moldura, de la tercera a la séptima columna se presentan las temperaturas de cada una de las zonas, la octava columna muestra la temperatura de vela requerida para la producción de ese artículo y la última columna muestra el estiraje (toneladas/día).

Tabla 7: Selección de artículos con más demanda en la línea de producción L25.

Artículo	Modelo	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	VELA	ESTIRAJE
1	2632	1203	1220	1189	1175	1161	1159	45.168
2	6109	1198	1250	1200	1168	1160	1160	51.121
3	6261	1253	1240	1189	1178	1162	1164	37.931
4	6262	1156	1250	1191	1176	1164	1161	50
5	6386	1185	1220	1185	1174	1158	1164	42.94
6	6714	1177	1251	1196	1172	1164	1162	49.389
7	6725	1170	1240	1196	1174	1156	1157	53.372
8	6779	1197	1260	1190	1165	1158	1164	48.432
9	9432	1210	1218	1191	1175	1163	1164	44.205
10	9632	1189	1203	1185	1178	1170	1173	43.904
11	9634	1178	1242	1205	1190	1171	1171	41.267
12	9774	1180	1225	1190	1177	1165	1170	42.766

El orden presentado en la Tabla 7, es el orden que siguió el departamento de Planeación de Producción de la empresa, a partir de este orden se prosiguió a realizar el experimento para obtener el orden optimizado.

### 6.2.1 Estimación de los tiempos de acondicionamiento mediante RNA's.

Utilizando el mejor modelo de RNA identificado en el capítulo anterior, se estimaron los tiempos de acondicionamiento requeridos para todos los posibles cambios de artículo, considerando los artículos descritos en la Tabla 7. A continuación se presentan las estimaciones realizadas por la RNA (Tabla 8):

Tabla 8: Tiempo de acondicionamiento (Min.) requeridos al realizar cambio de artículo  $i$  por artículo  $j$ .

	2632	6109	6261	6262	6386	6714	6725	6779	9432	9632	9634	9774
2632		39	51	46	49	42	41	42	45	50	50	49
6109	52		58	51	52	50	50	50	52	54	51	52
6261	39	38		41	42	38	38	38	39	42	45	43
6262	56	48	60		57	52	49	54	58	60	56	58
6386	43	39	48	45		41	40	40	43	48	49	48
6714	52	44	59	51	53		47	49	53	56	52	54
6725	56	53	61	52	56	54		58	59	60	54	57
6779	49	41	54	50	51	44	49		49	52	51	51
9432	41	38	46	43	45	39	41	39		46	48	46
9632	40	39	47	38	40	38	38	40	41		40	41
9634	49	42	55	50	51	44	49	45	50	53		52
9774	44	40	42	50	40	44	39	40	40	46	46	

Los resultados de la Tabla 10 son los parámetros que requerimos en el modelo de optimización propuesto. Usando estos parámetros, se escribió el modelo de optimización en GAMS y se resolvió el problema utilizando XpressMP disponible en NEOS Server. A continuación se presenta la secuencia óptima de producción (Tabla 9):

Tabla 9: Secuencia óptima a seguir para minimización de tiempo muerto en programación de producción mensual.

Modelo Optimizado		
Orden	Cambio	Tiempo
1	2632-6109	39
2	6109-6725	49
3	6725-6262	52
4	6262-6714	52
5	6714-6779	48
6	6779-9432	49
7	9432-6386	45
8	6386-9632	48
9	9632-9634	40
10	9634-9774	52
11	9774-6261	41
<b>Total Min</b>		<b>515</b>
<b>Total Horas</b>		<b>08:35</b>

En la Tabla 9 se presenta la secuencia óptima de producción. La primera columna es un identificador de los cambios a realizar, en la segunda columna se especifica el cambio de artículo y en la tercer columna el tiempo de acondicionamiento aproximado (obtenido del modelo de RNA).

Con la secuencia de producción obtenida se tiene un tiempo de acondicionamiento estimado de **8 horas con 35 minutos**.

Con el objetivo de comparar, en la Tabla 10 a continuación se presenta el orden que el departamento de Programación de Producción utilizó para la producción en los últimos meses.

Tabla 10: Secuencia real de producción utilizada por la empresa.

Planeación Crisa		
Orden	Artículo	Tiempo
1	2632-6109	39
2	6109-6261	57
3	6261-6262	40
4	6262-6386	56
5	6386-6714	40
6	6714-6725	47
7	6725-6779	57
8	6779-9432	49
9	9432-9632	45
10	9632-9634	40
11	9634-9774	52
<b>Total Min</b>		<b>522</b>
<b>Total Horas</b>		<b>08:42</b>

Como conclusión, si se compara el tiempo muerto obtenido entre las Tablas 9 y 10 se puede apreciar el ahorro en tiempo muerto que se obtuvo a partir del modelo de optimización. Si tomamos en cuenta que la máquina funciona a una velocidad aproximada de 90 piezas por minuto, obtenemos como resultado una mejora en la producción de aproximadamente de *630 piezas por línea de producción*.

# Capítulo 7

## Conclusiones, Recomendaciones y Trabajo Futuro

### 7.1 Conclusiones

Como se ha visto a lo largo de esta investigación, con la aplicación del estudio por termofluidos es posible controlar de mejor manera el uso del combustible utilizado para la realización de esta operación, que como consecuencia inmediata, se refleja en una mejora en la producción y un decremento en el desperdicio de energéticos como lo es el gas metano.

La Red Neuronal Artificial (RNA) creada en este trabajo fue utilizada como una herramienta para lograr una optimización del tiempo en que la vela de vidrio se encuentra a una temperatura adecuada para procesarse mediante la predicción del tiempo que el sistema alimentador tardará en acondicionar su temperatura.

Lo anterior nos lleva a una optimización del tiempo de trabajo en un cambio de moldura, que es de mucha importancia debido a que entre mayor sea el tiempo de cambio de artículos, más pérdidas económicas enfrenta la empresa por pérdida desmedida de vidrio.

Esta investigación logra gran impacto en las labores que realizan horneros, personal de mantenimiento de máquinas y *Equipo de cambios* ya que con la predicción del acondicionamiento térmico del vidrio es posible anticiparse al tiempo

de  *acondicionamiento* de moldura que habrá en la línea de producción, y con esto llevar a una disminución de tiempo a la hora de reanudar operaciones.

Otra meta que se logra con esta investigación, se da en la programación mensual de cambios de moldura, ya que con ayuda del formato de la *Tabla 10* es posible realizar un reacomodo de la programación de cambios de moldura para lograr tiempos importantes de acondicionamiento menores.

Como caso ejemplo, se podrá ordenar la programación del mes de los artículos a trabajar en la línea de producción de manera tal que, la temperatura de vela y de las zonas del alimentador existiera el menor número de variaciones y con esto se obtendría menor tiempo de acondicionamiento térmico del alimentador entre un cambio y otro.

## **7.2 Trabajo futuro**

En el área de termofluidos, se podría realizar el estudio termodinámico del vidrio en el canal alimentador en un estado transitorio, y de ahí partir hacia una modelación computacional conocida, por ejemplo mediante FHI [25] o mediante CFD (Computer Fluid Dynamics) [26] del sistema de acondicionamiento térmico y del vidrio durante su recorrido por el alimentador. Éste sería un paso de mucha importancia para futuras mejoras del sistema de acondicionamiento, así como del vidrio para futuros proyectos y/o aplicaciones.

La simulación de este sistema mediante CFD (*Computer Fluid Dynamics*), podría de igual manera servir a futuro a la implementación de nuevos sistemas de control no solo del sistema alimentador, sino también para los demás sistemas que existen en el proceso de la fundición del vidrio, así como, de su procesamiento.

En el caso de RNAs, se podría re-entrenar el modelo obtenido, utilizando más información de los cambios realizados en la empresa. Para ello es necesario contar con una frecuente recopilación de datos en cada cambio de moldura que suceda en la línea de producción.

En el modelo de optimización propuesto podrían incorporarse otros parámetros y restricciones relacionadas con las fechas de entrega de los artículos, entre otras.

Otra área de oportunidad que se identificó en esta investigación es el establecimiento de nuevas configuraciones de temperaturas en cada uno de los artículos, actualmente se asumen valores que han sido obtenidos de la práctica.

Éste sería un paso de mucha importancia para futuras mejoras del sistema de acondicionamiento, así como del vidrio para futuros proyectos y/o aplicaciones.

La simulación de este sistema mediante CFD, podría de igual manera servir a futuro a la implementación de nuevos sistemas de control no solo del sistema alimentador, sino también para los demás sistemas que existen en el proceso de la fundición del vidrio, así como, de su procesamiento.

# Capítulo 8

## Bibliografía

- [1] I. Nastac and A. Costea, "A retraining neural network technique for glass manufacturing data forecasting" in *Neural Networks, 2004. Proceedings. 2004 IEEE International Joint Conference on*, 2004, pp. 2753-2758 vol.4.
- [2] J. M. F. Navarro, *El Vidrio*: Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Sociedad Española de Cerámica y Vidrio, 2003.
- [3] A. P. Roychowdhury and J. Srinivasan, "The modelling of radiation heat transfer in forehearths units in glass melting" *Heat and Mass Transfer*, vol. 30, pp. 71-75, 1994/11/01 1994.
- [4] I. L. Ayala and I. J. Solis, "Structured logic control in glass preparation processes" *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 27, pp. 108-111, 1991.
- [5] Q. Wang, G. Chalaye, G. Thomas, and G. Gilles, "Predictive control of a glass process" *Control Engineering Practice*, vol. 5, pp. 167-173, 1997.
- [6] J. L. C. I Luis Ayala, Ricardo Medina, Juan Francisco Méndez, "Corrección secuencial anticipada a la temperatura del canal alimentador en cambios de artículo" unpublished].
- [7] J.-C. Shen, "New tuning method for PID controller," *ISA Transactions*, vol. 41, pp. 473-484, 10// 2002.
- [8] A. Visioli, *Practical PID Control*: Springer, 2006.
- [9] B. Gough, P. Eng, and D. Matovich, "Predictive-adaptive temperature control of molten glass" in *Dynamic Modeling Control Applications for Industry Workshop, 1997.*, *IEEE Industry Applications Society*, 1997, pp. 51-55.
- [10] R. L. Horst, "Forehearth Temperature Control Improvement by Application of Solid-State Instruments" *Industry and General Applications, IEEE Transactions on*, vol. IGA-6, pp. 235-240, 1970.
- [11] R. Sims. (2009). *Forehearth operation - making it easier, making it better*. Available: [http://www.glassonweb.com/articles/article/528/?myKeyword=forehearth operation](http://www.glassonweb.com/articles/article/528/?myKeyword=forehearth%20operation)
- [12] N. Rendtorff and E. Aglietti, "Mechanical and thermal shock behavior of refractory materials for glass feeders" *Materials Science and Engineering: A*, vol. 527, pp. 3840-3847, 2010.
- [13] "Researchers Submit Patent Application, "System and Method for Controlling Temperature in a Forehearth", for Approval," in *Politics & Government Week*, ed: NewsRX LLC, 2012, p. 6310.

- [14] J. McMinn, "Operators influence on forehearth operation and production" *Glass International*, vol. 36, pp. 65-66, 2013.
- [15] R. G. Dreyfuss, "Process Control in Glass Container Manufacture" *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. IA-14, pp. 52-55, 1978.
- [16] (2008). *An Overview of Model Based Control*. Available: [www.glassonweb.com/articles/article/476/?myKeyword=overview](http://www.glassonweb.com/articles/article/476/?myKeyword=overview) of model
- [17] "frit" in *Dictionary of Gems and Gemology*, M. Manutchehr-Danai, Ed., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 363-363.
- [18] A. c. Díaz, F. Glover, and H. M. Ghaziri, *Optimización heurística y redes neuronales : en dirección de operaciones e ingeniería*: Paraninfo.
- [19] A. R. A. Sánchez, "Las redes neuronales artificiales como una herramienta alternativa o complementaria a los métodos de clasificación tradicionales." Tesina, Facultad de Estudios Superiores Acatlán, Universidad Nacional Autónoma de México, México, 2008.
- [20] H. Vega Huerta, A. Cortez Vásquez, A. María Huayna, L. Alarcón Loayza, and P. Romero Naupari, "Reconocimiento de patrones mediante redes neuronales artificiales" *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, vol. 6, p. 17+, 2009 July-December 2009.
- [21] J. P. Milaszewicz, "Improving Jacobi and Gauss-Seidel Iterations" *Linear Algebra and its Applications*, vol. 93, pp. 161-170, 8// 1987.
- [22] F. P. Incropera, *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*: John Wiley & Sons, 2006.
- [23] B. Yegnanarayana, *Artificial neural networks*: PHI Learning Pvt. Ltd., 2009.
- [24] F. Jimenez Mateo, "Redes neuronales y preprocesado de variables para modelos y sensores en bioingeniería" Masters Degree P.h.D., Departamento de Ingeniería electrónica, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2012.
- [25] A. K. Jain, M. Jianchang, and K. M. Mohiuddin, "Artificial neural networks: a tutorial" *Computer*, vol. 29, pp. 31-44, 1996.
- [26] A. Ranganathan, "The levenberg-marquardt algorithm" *Tutorial on LM Algorithm*, pp. 1-5, 2004.
- [27] I. N. Daliakopoulos, P. Coulibaly, and I. K. Tsanis, "Groundwater level forecasting using artificial neural networks" *Journal of Hydrology*, vol. 309, pp. 229-240, 2005.
- [28] H. R. Maier and G. C. Dandy, "Understanding the behaviour and optimising the performance of back-propagation neural networks: an empirical study" *Environmental Modelling & Software*, vol. 13, pp. 179-191, 1998.
- [29] P. Coulibaly, F. Anctil, and B. Bobée, "Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach" *Journal of Hydrology*, vol. 230, pp. 244-257, 2000.
- [30] G. Optimization. (2013, 29 Jun 2014). *NEOS Server: Gurobi*. Available: <http://www.neos-server.org/neos/solvers/lp:Gurobi/GAMS.html>

# Anexos

## Anexo “A”: Datos de entrada para entrenamiento de RNA

Z1A	Z2A	Z3A	Z4A	Z5A	Z1N	Z2N	Z3N	Z4N	Z5N	TVA	TVN	EA	EN
1175	1235	1212	1202	1173	1175	1230	1197	1189	1172	1169	1173	49.35	38.5
1175	1230	1197	1189	1172	1203	1220	1189	1175	1161	1173	1159	38.5	45.16
1203	1220	1189	1175	1161	1170	1225	1195	1190	1173	1159	1169	45.16	56.21
1170	1225	1195	1190	1173	1190	1248	1196	1168	1159	1169	1161	56.21	48.07
1190	1248	1196	1168	1159	1205	1270	1200	1192	1173	1161	1176	48.07	38.05
1205	1270	1200	1192	1173	1180	1252	1194	1157	1150	1176	1149	38.05	52.04
1180	1252	1194	1157	1150	1185	1229	1195	1175	1159	1149	1159	52.04	42.61
1185	1229	1195	1175	1159	1198	1250	1200	1168	1160	1159	1160	42.61	51.12
1198	1250	1200	1168	1160	1210	1236	1220	1210	1202	1160	1201	51.12	50.17
1210	1236	1220	1210	1202	1235	1280	1220	1179	1159	1201	1157	50.17	42.64
1235	1280	1220	1179	1159	1165	1205	1185	1167	1151	1157	1146	42.64	45.93
1165	1205	1185	1167	1151	1177	1152	1194	1177	1169	1146	1174	45.93	48.79
1177	1152	1194	1177	1169	1253	1240	1189	1178	1162	1174	1164	48.79	37.93
1253	1240	1189	1178	1162	1156	1250	1191	1176	1164	1164	1161	37.93	50
1156	1250	1191	1176	1164	1184	1210	1192	1170	1158	1161	1159	50	43.82
1184	1210	1192	1170	1158	1200	1247	1195	1175	1157	1159	1160	43.82	44.06
1200	1247	1195	1175	1157	1160	1199	1182	1188	1164	1160	1166	44.06	53.86
1160	1199	1182	1188	1164	1195	1235	1185	1164	1147	1166	1149	53.86	51.21
1195	1235	1185	1164	1147	1185	1220	1185	1174	1158	1149	1164	51.21	42.94
1185	1220	1185	1174	1158	1200	1240	1188	1156	1149	1164	1150	42.94	45.21
1200	1240	1188	1156	1149	1165	1230	1200	1181	1172	1150	1163	45.21	52
1165	1230	1200	1181	1172	1200	1251	1196	1177	1160	1163	1161	52	50.94
1200	1251	1196	1177	1160	1195	1245	1195	1175	1157	1161	1157	50.94	45.74
1195	1245	1195	1175	1157	1280	1210	1190	1178	1162	1157	1163	45.74	40.23
1280	1210	1190	1178	1162	1175	1251	1196	1172	1166	1163	1161	40.23	49.38
1175	1251	1196	1172	1166	1177	1152	1187	1171	1166	1161	1170	49.38	52.79
1177	1152	1187	1171	1166	1170	1240	1196	1174	1156	1170	1157	52.79	53.37
1170	1240	1196	1174	1156	1250	1280	1210	1174	1157	1157	1152	53.37	45.51
1250	1280	1210	1174	1157	1205	1270	1200	1192	1171	1152	1172	45.51	42.23
1205	1270	1200	1192	1171	1205	1270	1200	1192	1171	1172	1173	42.23	42.85
1205	1270	1200	1192	1171	1215	1270	1200	1184	1163	1173	1164	42.85	34.58

1215	1270	1200	1184	1163	1160	1235	1198	1177	1165	1164	1167	34.58	50.77
1160	1235	1198	1177	1165	1170	1240	1196	1174	1156	1167	1153	50.77	52.59
1170	1240	1196	1174	1156	1197	1260	1190	1165	1158	1153	1164	52.59	48.43
1197	1260	1190	1165	1158	1200	1210	1190	1180	1158	1164	1158	48.43	41.88
1200	1210	1190	1180	1158	1160	1235	1198	1177	1165	1158	1163	41.88	44.83
1160	1235	1198	1177	1165	1202	1248	1225	1213	1202	1163	1207	44.83	52.45
1202	1248	1225	1213	1202	1170	1225	1222	1217	1196	1207	1196	52.45	47.47
1170	1225	1222	1217	1196	1210	1218	1191	1175	1163	1196	1164	47.47	44.2
1210	1218	1191	1175	1163	1165	1230	1200	1193	1180	1164	1169	44.2	44.67
1165	1230	1200	1193	1180	1195	1205	1187	1180	1172	1169	1171	44.67	52.46
1195	1205	1187	1180	1172	1189	1203	1185	1178	1170	1171	1173	52.46	43.9
1189	1203	1185	1178	1170	1197	1215	1157	1177	1168	1173	1168	43.9	52.18
1197	1215	1157	1177	1168	1178	1242	1205	1190	1171	1168	1171	52.18	41.26
1178	1242	1205	1190	1171	1219	1273	1187	1176	1164	1171	1168	41.26	46.56
1219	1273	1187	1176	1164	1160	1230	1195	1184	1163	1168	1165	45.56	45.27
1160	1230	1195	1184	1163	1180	1225	1190	1177	1165	1165	1170	45.27	42.76
1160	1230	1195	1184	1163	1175	1251	1196	1172	1166	1165	1161	45.27	49.38
1177	1152	1187	1171	1166	1197	1215	1157	1177	1168	1170	1168	52.79	52.18
1177	1152	1187	1171	1166	1205	1270	1200	1192	1173	1166	1175	52.79	38.05
1180	1252	1194	1157	1150	1175	1251	1196	1172	1166	1149	1161	52.04	49.38
1165	1230	1200	1181	1172	1210	1236	1220	1210	1202	1172	1200	52	50.17
1190	1215	1170	1174	1170	1197	1260	1190	1165	1158	1170	1163	50	48.43
1205	1270	1200	1192	1171	1198	1250	1200	1168	1160	1164	1165	42.85	51.12

*En donde:*

**ZnA:** Temperatura de zona “n” anterior.

**ZnN:** Temperatura de zona “n” nueva.

**TVA:** Temperatura de vela anterior.

**TVN:** Temperatura de vela nueva.

**EA:** Estiraje anterior.

**EN:** Estiraje nuevo.

## Anexo “B”: Programa de entrenamiento de RNA en MATLAB

```
%Número de capas ocultas en la red.
capas_ocultas_4 = 5;

% Syntax para creación de la red
net_4 = fitnet(capas_ocultas_4);

% Se escogen las funciones de pre/post procesamiento de las entradas y
% salidas. En este caso "removeconstantrows" quita las filas que sean
% constantes por ejemplo, que sean ceros. "mapminmax" que nos declara en el
% área de trabajo de "Matrices" el mínimo y el máximo valor en ellas.

net_4.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net_4.outputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Se declara la función de entrenamiento a utilizar. En este caso es
%Levenberg-Marquardt.

net_4.trainFcn = 'trainlm';

% Se declara el número de épocas (iteraciones) que hará la red.

net_4.trainparam.epochs=400

net_4.trainParam.max_fail=1000

% Se declara la función que utilizaremos para medir el performance de la
% red. En este caso, será por medio de Error de mínimos cuadrados o MSE.

net_4.performFcn = 'mse'

% Se escogen las funciones que servirán para representar los resultados
% mediante diagramas. Quitando el punto y coma al final de la función, se
% muestran los resultados en pantalla.

net_4.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
'plotregression', 'plotfit'};

% Entrenamiento de la red. Donde declaramos la red mediante "net", y los
% resultados los imprime a una estructura llamada "tr", que es una bitácora
% de los valores de la red durante el entrenamiento.

for n=1:10
net_4 = train(net_4,Entradas_Train_4,Target_Train_4);
end

% Prueba de la red, donde Outputs muestra los Inputs después del
```

```
% entrenamiento. Se calcula el error por sustracción, y se calcula el
% performance.
```

#### %SALIDAS ENTRENAMIENTO

```
salidas_train_4 = net_4(Entradas_Train_4');
perf_train_4=perform(net_4,salidas_train_4,Target_Train_4)
```

```
salidas_train_4
```

```
errors_train_4 = gsubtract(Target_Train_4,salidas_train_4')
%performance = perform(net,targets,outputs)
```

#### %SALIDAS VALIDACION

```
salidas_val_4 = net_4(Entradas_Val_4');
perf_val_4=perform(net_4,salidas_val_4,Target_Val_4)
```

```
salidas_val_4
errors_val_4 = gsubtract(Target_Val_4,salidas_val_4')
```

#### %PRUEBA

```
%test_mtest_target
```

```
%salidas_test = net(test_mtest');
%perf_test=perform(net,salidas_test,test_mtest_target)
```

```
%salidas_test
%test_mtest_target
%errors_test = gsubtract(test_mtest_target,salidas_test')
```

```
% Comando para visualizar la estructura de la red.
%view(net)
```

```
% Sección de diagramas, quitar la indicación de comentario para visualizar
% el diagrama que se desee.
```

```
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotfit(net,inputs,targets)
%figure, plotregression(targets,outputs)
%figure, ploterrhist(errors)
```

# AUTOBIOGRAFÍA

LEOPOLDO ISRAEL FLORES PÉREZ

Candidato para el grado de Maestro en Ciencias y Tecnología Cerámica con  
Orientación en Vidrio

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis

**“Estudio del proceso de acondicionamiento térmico del vidrio sodocálcico  
para la planeación óptima de la producción”**

Nacido en Monterrey, Nuevo León el 18 de Abril de 1989. Hijo primogénito del Sr. Leopoldo Flores Yañez y la Sra. Gregoria A. Pérez González. Graduado de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la UANL como Ingeniero en Electrónica y Automatización (2007- 2011). Actualmente trabajando para Crisa Libbey México S. de R.L. como Ingeniero en Procesos Electrónicos realizando diferentes trabajos y tareas de programación de Interfaces Humano-Máquina (HMI por sus siglas en inglés). Inicié mis estudios de Maestría en Ciencias y Tecnología Cerámica con Orientación en Vidrio en Enero de 2012 con el apoyo de la empresa en la que actualmente me desempeño como profesional.