

DANIEL MAXIMILIANO ARACENA SAAVEDRA

**IMPLEMENTACIÓN Y MODELAMIENTO PREDICTIVO DE COCCIÓN
DOWNFLOW LO-SOLID EN DIGESTOR CONTINUO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação do Mestrado Profissional em Tecnologia de Celulose e Papel, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2011

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

A658i
2011

Aracena Saavedra, Daniel Maximiliano, 1975-
Implementación y modelamiento predictivo de cocción do
downflow lo-solid en digestor continuo / Daniel Maxmiliano
Aracena Saavedra. – Viçosa, MG, 2011.
x, 66f. : il. (algumas col.) ; 29cm.

Orientador: Marcelo Cardoso.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
Referências bibliográficas: f. 65-66.

1. Polpa de madeira. 2. Indústria de celulose - Modelos
matemáticos. 3. Digestores. I. Universidade Federal de
Viçosa. II. Título.

CDO adapt. CDD 634.9861

DANIEL MAXIMILIANO ARACENA SAAVEDRA

**IMPLEMENTACIÓN Y MODELAMIENTO PREDICTIVO DE COCCIÓN
DOWNFLOW LO-SOLID EN DIGESTOR CONTINUO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação do Mestrado Profissional em Tecnologia de Celulose e Papel, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Aprovada: 21 de julho de 2011.

Ana Márcia Macedo Ladeira Carvalho

Teresa Cristina Fonseca da Silva

Marcelo Cardoso
(Orientador)

ÍNDICE

LISTADO DE FIGURAS.....	v
LISTADO DE TABLAS.....	vii
RESUMO.....	viii
ABSTRACT.....	ix
RESUMEN.....	x
1.- INTRODUCCIÓN.....	1
1.1.- OBJETIVOS	2
2.- REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1.- TIPOS DE COCCIÓN.....	3
2.1.1.- Cocción Convencional.....	3
2.1.2.- Proceso de Cocción Continua Modificada (MCC).....	5
2.1.3- Proceso de Cocción Lo-Solids.....	6
2.1.4.- Proceso de Cocción DownFlow Lo-Solids.....	8
2.2 MODELAMIENTO DE PROCESOS.....	10
2.2.1 Modelos Conceptuales	11
2.2.2 Analizadores Virtuales.....	12
2.2.3 Modelamiento Intermedio.....	13
2.3. MODELAMIENTO MATEMÁTICO DEL SISTEMA.....	14
2.3.1 Regresión Lineal Multivariable	14
2.3.2 Redes Neuronales Artificiales	15
2.3.2.1 Diseño de la Arquitectura de las Redes Neuronales.....	17
2.3.2.2 Aprendizaje o Entrenamiento de las Redes Neuronales	17
3.- CASO EN ESTUDIO.....	19
3.1.- HISTORIA CELULOSA ARAUCO Y CONSTITUCIÓN S.A.	19
3.2.- COMPLEJO ARAUCO.....	19
3.2.1.- Línea 1	19

3.2.2.- Línea 2.....	19
3.2.2.1.- Área de Cocción.....	20
3.2.2.2.- Sistema de Alimentación de Astillas.....	21
3.2.2.3.- Impregnación y Cocción.....	21
3.3- PROCESO DE CAMBIOS.....	23
4.- MATERIALES Y MÉTODOS.....	26
4.1- ANALIZADORES VIRTUALES.....	26
4.1.1 Recolección y Pre-Tratamiento de los Datos de Entrada.....	27
4.1.1.1 Selección Variables Inicial.....	27
4.1.1.2 Recolección Datos Sistema PI.....	29
4.1.1.3 Filtrado Datos y Exclusión de Outliers (Valores Atípicos).....	29
4.1.2 Selección de las Variables Regresoras.....	30
4.1.2.1 Regresión Lineal por Etapas.....	30
4.1.2.2 Análisis de Clusters.....	31
4.1.3 Modelamiento.....	31
5.- RESULTADOS Y DISCUSIONES.....	32
5.1.- MODIFICACIÓN PROCESO DE COCCIÓN.....	32
5.2.- DESPLAZAMIENTO COLUMNA DE ASTILLAS.....	34
5.3.- LAVADO DE LA PULPA.....	35
5.3.1- Porcentaje de Sólidos.....	35
5.3.2- Demanda Química de Oxígeno (DQO).....	36
5.4- CONSUMO DE REACTIVOS QUÍMICOS.....	37
5.4.1- Dióxido de Cloro (ClO ₂).....	37
5.4.2- Antiespumante.....	38
5.4.3- Consumo y Distribución de Álcali.....	39
5.5- PROPIEDADES FÍSICO – MECÁNICAS.....	41
5.5.1- Viscosidad.....	41
5.5.2- Rasgado.....	41
5.5.3- Tensión.....	42
5.6 ANALIZADORES VIRTUALES.....	42

5.6.1 Recolección y Pre-Tratamiento de Datos	42
5.6.2 Selección de Variables Regresoras	47
5.6.3 Modelamiento Matemático del Sistema.....	48
5.6.3.1 Regresión Lineal Multivariable	49
5.6.3.2 Redes Neuronales Artificiales con Regulación Bayesiana	50
5.6.3.3 Redes Neuronales Artificiales con Algoritmo Back-Propagation, con Una Capa Oculta	53
5.6.3.4 Redes Neuronales Artificiales con Algoritmo Back-Propagation, con Dos Capas Ocultas.....	56
5.6.3.5 Comparación Modelos Matemáticos de Simulación.....	59
6.- CONCLUSIONES.....	62
7.- RECOMENDACIONES.....	64
8.- BIBLIOGRAFÍA.....	65

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1: Esquema de Cocción Convencional.....	4
Figura 2: Digestor Continuo en Cocción Convencional	4
Figura 3: Esquema Cocción MCC	5
Figura 4: Digestor Continuo en Cocción MCC.....	6
Figura 5: Perfil Álcali.....	7
Figura 6: Esquema Cocción Lo-Solids	8
Figura 7: Digestor Continuo en Cocción Lo-Solids.....	8
Figura 8: Digestor en Cocción DownFlow Lo-Solids	10
Figura 9: Esquema Neuronal Básico	16
Figura 10: Área de Cocción.....	21
Figura 11: Impregnador	22
Figura 12: Digestor	23
Figura 13 : Flujos Objetivo DownFlow Lo-Solid.....	25
Figura 14: Inferator	27
Figura 15 : Área de Cocción DownFlow Lo-Solids	33
Figura 16: Dirección Flujos Interior Digestor	35
Figura 17 : Porcentaje de Sólidos a Evaporadores	36
Figura 18 : Alcalinidad versus Madera Alto Tiempo Almacenamiento.....	40
Figura 19 : Residuales de Extracción Digestor.....	40
Figura 20: Análisis Tiempo de Residencia	43
Figura 21: Análisis Gráfico Variable 19, no adecuado para Hampel	45
Figura 22: Análisis Gráfico Variable 33, adecuado para Hampel	45
Figura 23: Exclusión de Outliers Variable 42.....	47

Figura 24: Modelo Regresión Lineal Multivariable.....	50
Figura 25: Coeficiente de Correlación Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana.....	51
Figura 26: Error Global Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana	51
Figura 27: Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana con 9 Neuronas	53
Figura 28: Coeficiente de Correlación Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta	54
Figura 29: Error Global Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta.....	54
Figura 30: Simulación RNA con Algoritmo Back-Propagation con 7 Neuronas 1 Capa Oculta.....	56
Figura 31: Coeficientes de Correlación Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas.....	57
Figura 32: Error Global Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas	57
Figura 33: Simulación RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas, 3 Neuronas en 1ª 2 Neuronas en 2ª.....	59
Figura 34: Coeficiente Correlación Diferentes Modelos Matemáticos	60
Figura 35: Error Global Diferentes Modelos Matemáticos	60

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1: Modelos Matemáticos para Digestores Continuos Kraft.....	12
Tabla 2: Flujos Extracción según RPM Digestor.	24
Tabla 3: Selección Preliminar Variables Recolectadas	28
Tabla 4: DQO Línea de Fibra	37
Tabla 5: Consumo de Dióxido de Cloro en Blanqueo.....	38
Tabla 6: Consumo de Antiespumante	38
Tabla 7: Consumo de Licor Blanco	39
Tabla 8: Viscosidad Producto Final	41
Tabla 9: Índice de Rasgado.....	42
Tabla 10: Índice de Tensión	42
Tabla 11: Resumen Tiempos de Residencia.....	44
Tabla 12: Variables para Análisis de Hampel.....	46
Tabla 13: Tratamiento de Datos	47
Tabla 14: Variables Regresoras	48
Tabla 15: Arquitectura Redes Neuronales Artificiales	49
Tabla 16: Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana.....	52
Tabla 17: Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta.....	55
Tabla 18: Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas	58
Tabla 19: Tabla Comparativa Resultados Modelos Matemáticos.....	59

RESUMO

ARACENA SAAVEDRA, Daniel Maximiliano, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2011. **Implementação de modelos preditivo de polpação *downflow lo-solid* em digestor contínuo.** Orientador: Marcelo Cardoso. Coorientadores: Jorge Luiz Colodette e Helio Garcia Leite.

Neste trabalho, pretende-se mostrar as alterações feitas no processo de polpação do digestor contínuo de uma das linhas na Planta Arauco, a partir dos resultados alcançados pretende-se fornecer dados para o desenvolvimento de um modelo preditivo do número *kappa* no digestor contínuo *Down Flow Lo-Solid*. O cozimento *Lo-sólido* que estava em operação desde 2000, foi deficiente na área de lavagem, o que levou ao desenvolvimento de um novo processo chamado *Downflow Lo-Solid*. A partir desse processo conseguiu-se reduzir significativamente os níveis DQO na linha de fibra, incluindo a entrada de branqueamento que diminuiu 24%, atingindo valores de 10,8 (kg DQO / tas), porém este não se traduz em poupança dióxido de na área de branqueamento. As melhorias na lavagem da polpa permitiram reduzir o consumo de antiespumante 42%, reduzindo o consumo a um valor específico de 0,81 (kg AE / tsa). Com relação à qualidade da polpa obtida, esta apresenta diminuição nas propriedades físico-mecânicas, embora essa característica seja atribuída ao fato de o digestor receber uma mistura de cavacos com diferentes tempos de armazenamento, o que alterou diversos parâmetros analisados neste trabalho. Foi definido que era necessário para modelar o comportamento do número *kappa* no digestor, devido à importância desta variável, como ele define todo o processo de cozimento. Obtiveram-se modelos que preveem um coeficiente de correlação de 0,817 para uma rede neural artificial com controle de *Bayesian* e uma camada.

ABSTRACT

ARACENA SAAVEDRA, Daniel Maximiliano, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2011. **Predictive modeling and its implementation in the downflow Lo-solids continuous cooking.** Adviser: Marcelo Cardoso. Co-Advisers: Jorge Luiz Colodette and Helio Garcia Leite.

This paper shows the modifications made to the cooking process in Line 2 continuous digester (Arauco Mill), also the results achieved, thus providing the bases for the development of a predictive model in the kappa number at the blowing line of continuous digester with the Down Flow Lo-Solid. The Lo-Solid cooking process used since 2000, showed deficiencies in the washing area, which led to a modification in the Lo-Solid process. This allowed to get a significant drop in the COD levels in the fiber line, particularly at the bleaching in feed, where it dropped around 24%, reaching 10,8 values (kg COD/Bdt). Therefore, this does not result in dioxide savings at the bleaching area. The improvements in pulp washing allowed to reduce the defoaming consumption in the bleaching area by 42%, reaching 0,81(kg DF/Adt) specific value. As to the quality of the pulp, it showed drops in physical-mechanical properties, though this might be due to the use of a mixture of chips feeding the digester from long-stored wood, which changed several parameters involved in this project. It was agreed to make models from the behavior of the kappa number in the digester blowing line, due to the significance of such variable, since it fully defines the cooking process. The resulting models predict a 0,817 correlation coefficient for an artificial neuronal net with Bayesian regulation and one layer.

RESUMEN

ARACENA SAAVEDRA, Daniel Maximiliano, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, Julio, 2011. **Implementación y modelamiento predictivo de cocción *downflow lo-solid* en digestor continuo**. Orientador: Marcelo Cardoso. Consejeros: Jorge Luiz Colodette y Helio Garcia Leite.

En el presente trabajo se muestran las modificaciones efectuadas al proceso de cocción del digestor continuo de línea 2 en Planta Arauco, los resultados alcanzados y adicionalmente entregar las bases para el desarrollo de un modelo predictivo del número kappa en la línea de soplado del digestor continuo con la cocción Down Flow Lo-Solid. El proceso de cocción Lo-Solid que se encontraba en operación desde el año 2000, presentaba deficiencias en la zona de lavado que impulsaron el desarrollo de la modificación al proceso denominado DownFlow Lo-Solid. Se consigue disminuir de manera importante los niveles de DQO en la línea de fibra, en particular a la entrada de blanqueo disminuyó cerca de un 24% alcanzando valores de 10,8 (kg DQO/tas), sin embargo esto no se traducen en ahorros de dióxido en el área de blanqueo. Las mejoras en el lavado de la pulpa permitieron reducir el consumo de antiespumante en un 42% en el área de lavado llegando a un específico de 0,81 (kg AE/tsa). Con respecto a la calidad de la pulpa obtenida esta presenta descensos en la propiedades físico-mecánicas, aunque esto se atribuye al hecho de utilizar un porcentaje de madera de alto tiempo de almacenamiento en la mezcla de astillas al digestor, lo cual alteró varios de los parámetros analizados en este trabajo. Se definió modelar el comportamiento del número kappa en la línea de soplado del digestor por la importancia de esta variable, ya que define completamente el proceso de cocción. Consiguiendo modelos que predicen con un coeficiente de correlación de 0,817 para una red neuronal artificial con regulación bayesiana y una capa.

1.- Introducción

La visión que ha impulsado a ARAUCO es ser un referente mundial en el desarrollo sostenible de productos forestales. Es por ello que Planta Arauco ha ido modificando sus procesos productivos en busca de optimizar el uso de sus instalaciones y las materias primas que utiliza, orientadas a entregar un producto de la más alta calidad.

El año 2000 se implementa el proceso de cocción en el digestor continuo denominado Lo-Solids, esto con el propósito de introducir mejoras en los siguientes puntos; disminución de la dispersión del número kappa, mejorar las propiedades físico-químicas de la pulpa y disminuir la tasa de incrustación en el digestor. Originalmente la unidad de lavado era muy eficiente porque se contaba con; alta temperatura en lavado, existía el concepto de principio de desplazamiento y se tenían largos tiempo de retención.

Sin embargo la eficiencia de lavado se redujo debido a los permanentes aumentos de la producción en el área de cocción, dando como resultado; la reducción de los factores de dilución en el digestor, menos tiempo de lavado y probablemente canalización de flujos, lo que lleva a tener sopladors calientes y disminución de la temperatura en flujo lavado para compensar dicha alza en la temperatura.

La acertada decisión de adoptar permanente la tecnología libre de cloro elemental (ECF) para el área de blanqueo, significó un aumento en los requerimientos de dióxido de cloro.

Se decide entonces efectuar mejoras al proceso de cocción Lo-Solid, esto debido a que el digestor continuo presentaba claras evidencias de un equipo con un altos índices de producción, por sobre el diseño original y con baja eficiencia en la zona de lavado.

Se instalaron los equipos para cambiar definitivamente al proceso de cocción DownFlow Lo-Solids durante el periodo de detención luego de sufrir el terremoto de febrero de 2010, con lo cual se espera mejorar el desempeño del digestor.

1.1.- Objetivos

En este trabajo se muestran las modificaciones efectuadas en el digestor continuo de línea 2 de Planta Arauco, los resultados alcanzados además de cimentar las bases para el desarrollo de un modelo predictivo.

El objetivo principal fue implementar el proceso de cocción DownFlow Lo Solid en el digestor continuo y con los datos obtenidos generar un modelo predictivo a partir de las variables de proceso para el número kappa.

Como objetivos específicos se plantearon los siguientes puntos:

1. Mejorar el lavado de la pulpa en la línea de fibra
2. Disminuir los consumos específicos agentes químicos utilizados en el blanqueo de la pulpa.
3. Facilitar el movimiento de la columna de astillas.
4. Disminuir los consumos de antiespumante en el área de Lavado.
5. Mantener las propiedades físico-mecánicas del producto final.
6. Seleccionar variables de proceso adecuadas para el análisis virtual

2.- Revisión Bibliográfica

2.1.- Tipos de Cocción

Durante los años de funcionamiento, Línea 2 ha usado 4 distintos procesos de cocción de madera: cocción convencional, cocción continua modificada (Modified Continuous Cooking, MCC), cocción Lo-Solids y actualmente DownFlow Lo-Solids.

A continuación se da una breve descripción de de cada uno de estos procesos de cocción.

2.1.1.- Cocción Convencional

Este fue el primer tipo de cocción utilizada en la producción de celulosa. En este tipo de cocción el licor blanco es adicionado totalmente entre el impregnador y la circulación de transferencia. La cocción se inicia en el tope del digestor.

Esta cocción es bastante agresiva con la fibra, debido a la alta temperatura y al mayor tiempo de contacto con la alta concentración de álcali (Grace, 1989) (Melo, 2001). Además debido al aumento de la temperatura en la línea de transferencia y en el tope del digestor, aumenta la tasa de incrustación. Existe dificultad en el desplazamiento de las astillas por el flujo contracorriente, además presenta canalizaciones que hacen variar el número kappa y la temperatura en la descarga del digestor. Consta con una sola extracción de licor por medio de mallas MCC tal y como se muestra en la Figura 1.

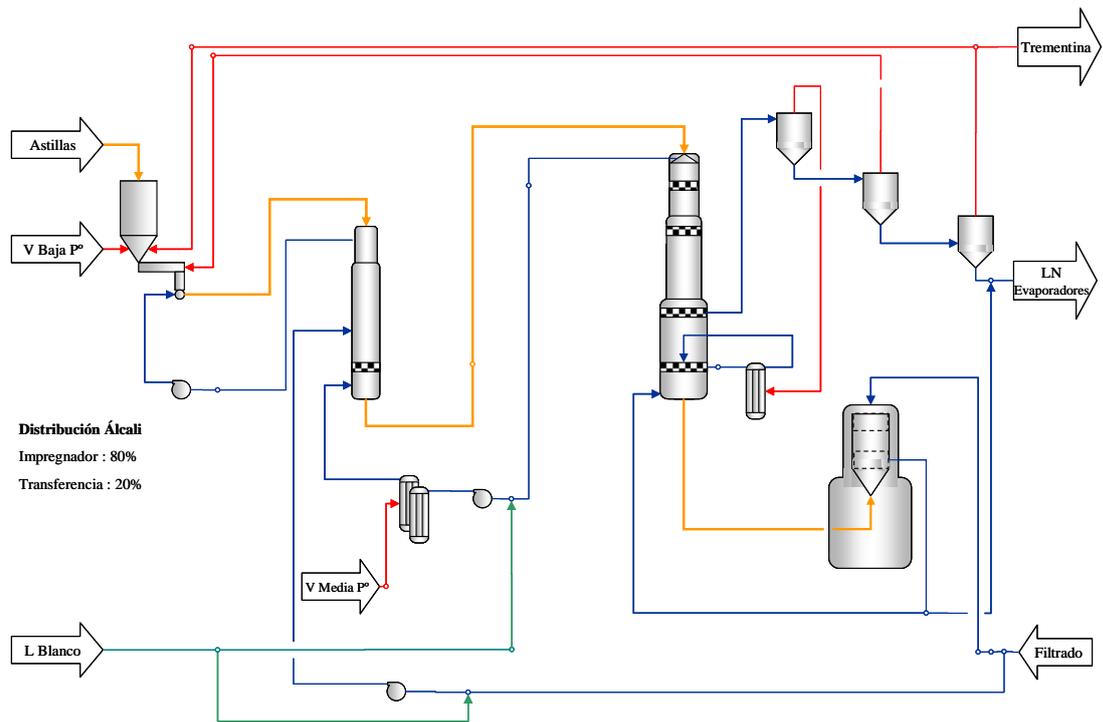


Figura 1: Esquema de Cocción Convencional

Con esto el sentido de los flujos al interior del digestor es el siguiente, tal y como lo muestra la Figura 2:

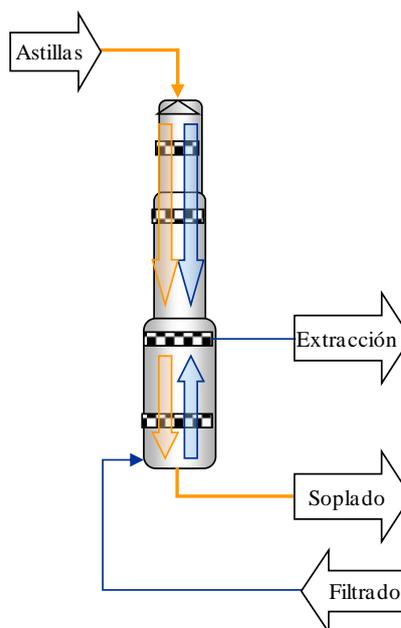


Figura 2: Digestor Continuo en Cocción Convencional

2.1.2.- Proceso de Cocción Continua Modificada (MCC)

La cocción MCC, que significa cocción continua modificada, fue inventada el año 1983, y el objetivo de este nuevo proceso es producir una pulpa de madera con un número de kappa bajo, es decir eliminar una mayor cantidad de lignina de la pulpa y así reducir la demanda de compuestos químicos en el área de blanqueo (McLeod, 1995). Con esto se consigue una reducción de los compuestos clorados del efluente, mayor eficiencia energética gracias a una mejor recuperación de los sólidos del licor, menos rechazos y mayor rendimiento de la pulpa.

En este tipo de cocción el licor blanco es adicionado en tres puntos: impregnador, circulación de transferencia y circulación de MCC. Así como lo muestra la Figura 3.

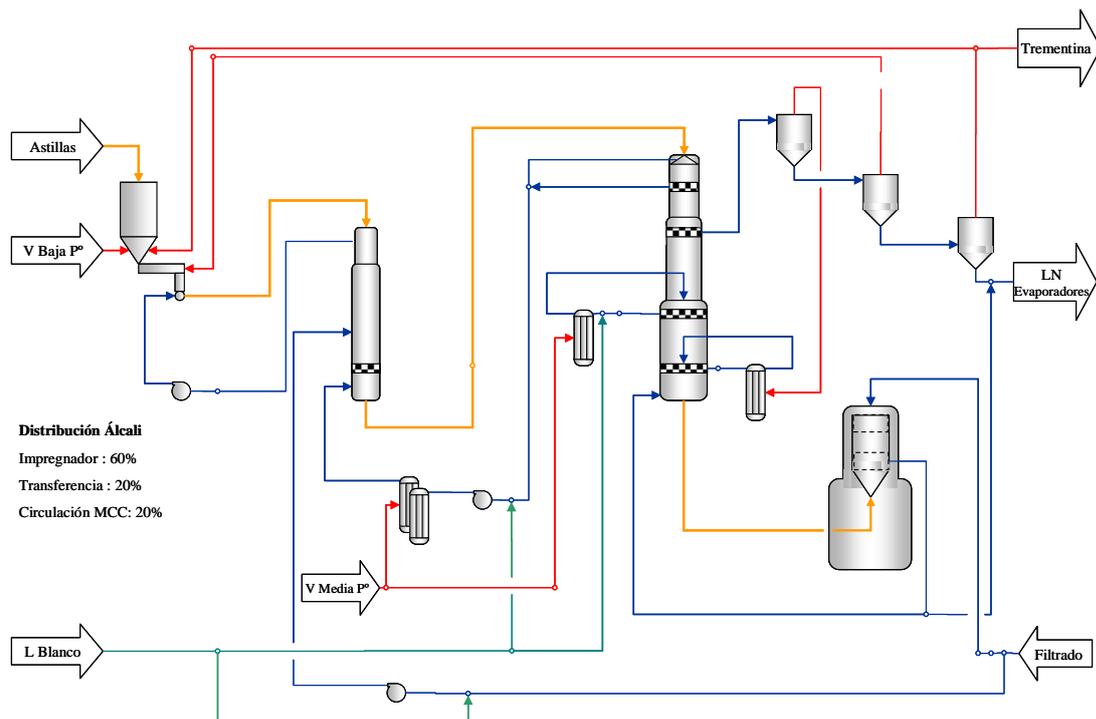


Figura 3: Esquema Cocción MCC

La cocción es menos agresiva, ya que se distribuye la carga de álcali y se tiene un adecuado perfil de temperaturas en el digestor (Melo, 2001). Otras características de esta cocción son: una temperatura de trabajo menor que la cocción convencional, la cocción se extendió hasta la zona de las mallas MCC y

mejoró el lavado de la pulpa, disminuyendo el arrastre hacia el área de lavado. En el complejo Arauco fue implementada el año 1992.

La Figura 4 muestra el sentido de flujo al interior del digestor en este tipo de cocción:

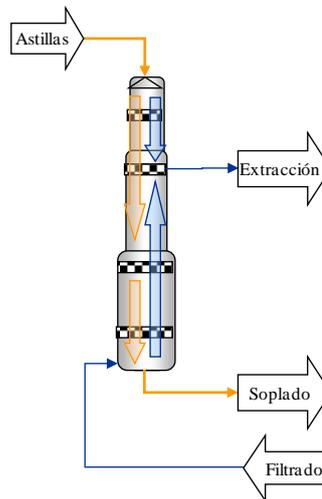


Figura 4: Digestor Continuo en Cocción MCC

2.1.3- Proceso de Cocción Lo-Solids

El desarrollo del sistema de cocción Lo-Solids comenzó a principios de la década del 90, después que estudios de laboratorio revelaron que la concentración de sólidos disueltos desde la madera en los licores de cocción, podían afectar las propiedades de la pulpa (Marcoccia, 1994).

Se comprobó en forma específica que la viscosidad de la pulpa y la resistencia al rasgado eran afectadas en forma adversa por la alta concentración de sólidos disueltos en el licor de cocción y que esta situación también afectaba negativamente el consumo de licor blanco y la capacidad de blanqueo de la pulpa (Marcoccia et al, 1995).

En base a estos resultados, se planteó la hipótesis de que la extracción de licor de cocción con alta concentración de sólidos, mejoraría significativamente la operación de toda una planta. Mediante la extracción en múltiples puntos a través del digestor, se podría eliminar un mayor porcentaje de estos sólidos disueltos (Marcoccia et al, 1995)(Marcoccia, 1996).

Es por esto que el objetivo de la cocción Lo-Solids es minimizar la concentración de estos sólidos disueltos en el medio de cocción, extrayéndolos poco después de su formación y enseguida diluyendo los sólidos restantes con una mezcla de licor blanco y filtrado de lavado en el digestor (Melo, 2001).

El proceso de cocción Lo-Solids a diferencia de la cocción convencional, consta de tres alimentaciones de licor blanco en distintos puntos del digestor, lo cual mantiene un adecuado perfil de concentración de álcali en el digestor (Stromberg, 1996). Esto se puede apreciar en la Figura 5.

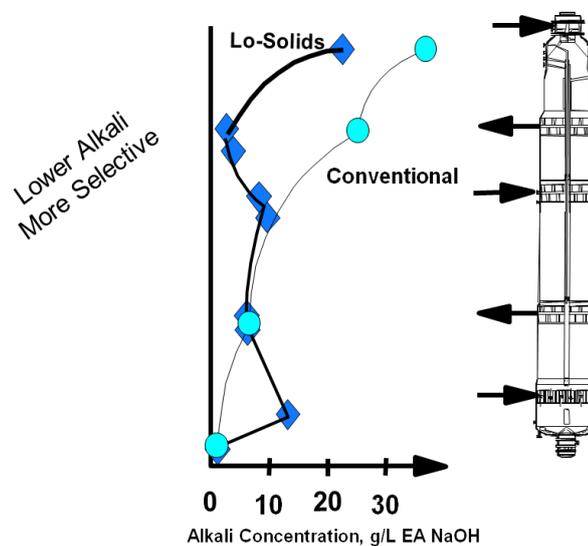


Figura 5: Perfil Álcali

La Figura 6 presenta en forma esquemática este tipo de cocción:

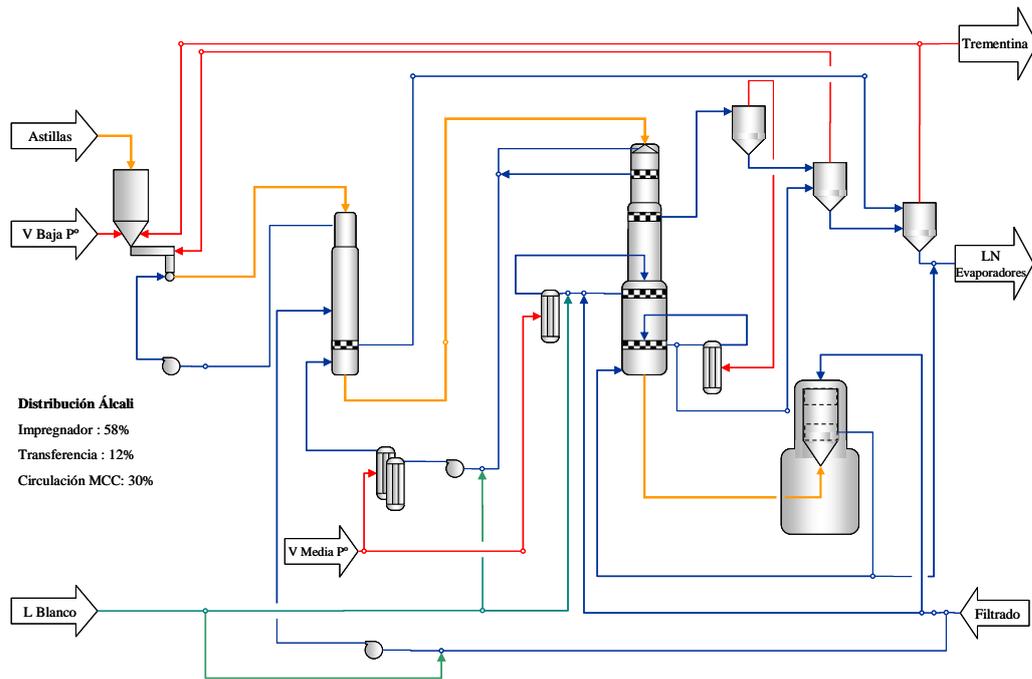


Figura 6: Esquema Cocción Lo-Solids

Este proceso se implementó en planta Arauco el año 2000 y la Figura 7 muestra la configuración en este tipo de cocción.

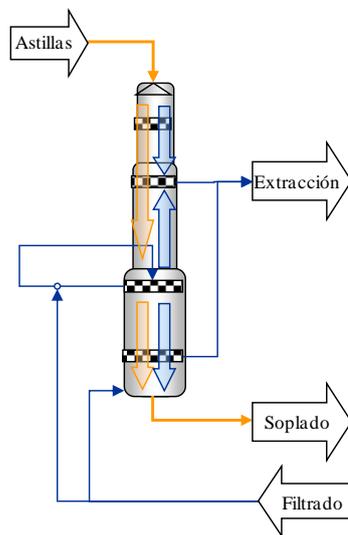


Figura 7: Digestor Continuo en Cocción Lo-Solids

2.1.4.- Proceso de Cocción DownFlow Lo-Solids

La cocción Downflow Lo-Solids se centra en el principio fundamental de la cocción Lo-Solids, es decir, mantener la menor concentración posible de sólidos disueltos en el licor mediante múltiples extracciones, adiciones de filtrado y licor blanco (Parsons, 2004).

Se utilizan mallas de MCC en reemplazo de las mallas de extracción principal para efectuar el retiro de los compuestos orgánicos e inorgánicos extraídos al final de la cocción. Mediante la extracción en las mallas de MCC, es posible operar con un flujo descendente de licor en gran parte del digestor favoreciendo el desplazamiento de las astillas, ya que se genera una zona co-corriente (Ferguson, 2005).

La cocción Downflow Lo-Solids es una cocción producida en la zona inferior del Digestor. Se adiciona licor blanco mezclado con licor negro que fluye en el mismo sentido de la pasta, a diferencia del diseño original Lo-Solids que en esta zona se debería producir un lavado en contra corriente.

En la zona de la circulación del fondo se aumenta la extracción de licor lo cual permite disminuir la sobrecarga en las mallas de las extracciones superiores favoreciendo el escurrimiento de la columna evitando cuelgues por taponamiento de los harneros (Parsons, 2004).

La extracción de las mallas de MCC, lavado y el filtrado añadido a la tubería central permiten lavar efectivamente teniendo un factor de dilución positivo en el digestor, pero con mayor estabilidad de la columna (Parsons, 2004).

Esto puede ser esquematizado en la Figura 8, representando los sentidos de flujo al interior del digestor.

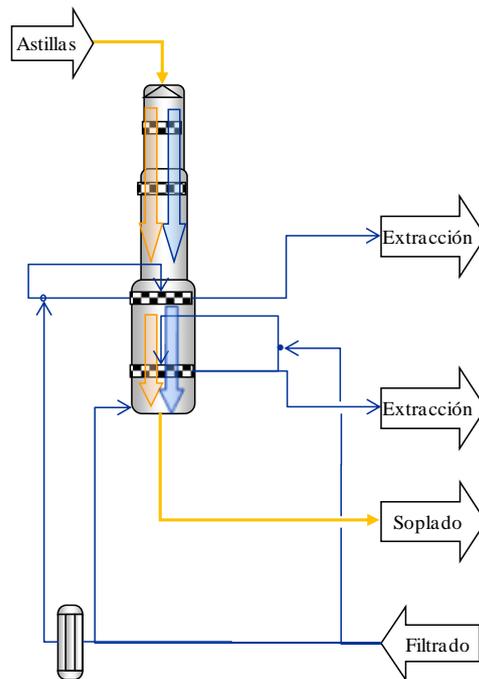


Figura 8: Digestor en Cocción DownFlow Lo-Solids

El nuevo enfoque se basa principalmente en conseguir que las astillas se muevan en el mismo sentido de los flujos de licor al interior del digestor, con esto, si no hay zonas de flujo en contracorriente, entonces el movimiento de la columna no debe ser un problema.

2.2 Modelamiento de Procesos

El pulpaje de Kraft es el proceso dominante para la producción de pulpas químicas. El objetivo del pulpaje Kraft es liberar de la estructura de la madera a las fibras de celulosa para la fabricación de papel. Para hacer esto, las macromoléculas de la lignina, que actúan como la sustancia de enlace de la matriz lignocelulósica, necesitan ser rotas en fragmentos moleculares lo suficientemente pequeños para difundir hacia fuera de la célula hacia licor de cocción.

El proceso de pulpaje Kraft es complejo, participan muchas reacciones químicas entre los productos para la cocción, abarcando de principalmente hidróxido de sodio y sulfuro del sodio, y componentes de la madera. Las reacciones químicas ocurren para degradar la lignina y extraíbles así como los carbohidratos. Estas reacciones consumen el álcali, dando por resultado un gradiente de concentración

dentro de las astillas que proporcionan la fuerza impulsora para la difusión continua de los productos químicos de cocción del licor a los sitios de la reacción. Los productos degradados se disuelven y difunden de la pared de la fibra (Dang, 2007).

El pulpaje Kraft es un mosaico de procesos químicos y físicos. El principal objetivo es tener un número kappa bajo sin tener pérdidas de calidad ni rendimiento (Miyanishi, 2001).

El número kappa es una medición del residual de lignina en la pulpa y es un indicador directo de la calidad de la pulpa (Wisniewski et al, 1997).

Muchos modelos se han planteado para la cocción Kraft y la naturaleza de ellos varía considerablemente de acuerdo a los propósitos para los cuales fueron desarrollados (Avila, 2004).

2.2.1 Modelos Conceptuales

Para efectuar el análisis de un sistema, es necesario obtener un modelo matemático que lo represente. El modelo matemático equivale a una ecuación matemática o un conjunto de ellas en base a las cuales podemos conocer el comportamiento del sistema (Avila, 2004).

Para desarrollar un modelo matemático que describa las relaciones entre todas las variables, se requiere conocer el sistema, por lo que este tipo de modelamiento se conoce como conceptual (Catao de Oliveira, 2010).

Es necesario comentar que el modelo matemático que se desarrolla a partir de un sistema no es único, debido a lo cual se pueden lograr representaciones diferentes del mismo proceso. Estas diferentes representaciones no contradicen una a la otra. Ambas contienen información complementaria por lo que se debe encontrar aquella que proporcione la información de interés para cada problema en particular.

El primer gran impulso al desarrollo de modelos de digestores continuos lo dieron Smith y Williams en 1974, desarrollando el modelo de Purdue. En este trabajo se describieron ecuaciones del balance de materia y energía, adicionalmente el digestor se subdividió en una serie de pequeños reactores continuos perfectamente agitados con corrientes entrando y saliendo (Wisniewski et al, 1997).

Ellos trabajaron en un modelo tanto cinético como dinámico originales y establecieron una estructura de ideas sobre las cuales podría existir el modelo de un digestor (Wisnewski et al, 1997)(Avila, 2004).

De ahí surgieron otros modelos matemáticos para digestores continuos Kraft, los cuales se encuentran descritos en la literatura y son resumidos en la Tabla N°1 (Miyanishi, 2001), (Andersson et al, 2003).

Tabla 1: Modelos Matemáticos para Digestores Continuos Kraft

Nº	Año	Autor	Alcance de la Simulación						Tipo de Digestor, Cocción y Especie			
			Lignina	Carbohidratos	Rendimiento	viscosidad	compactación	rechazos	Convencional	MCC	Lo-Solid	Especie
1	1974	Smith & Williams	Si	Si	Si	No	No	No	Si	No	No	Softwood hardwood
2	1982	Christensen & Williams	Si	Si	Si	No	No	No	Si	No	No	Softwood hardwood
3	1083	Gustafson	Si	Medio	Medio	No	No	Si	Si	Si	No	Softwood
4	1984	Sandstorm & Teder	Si	No	No	No	No	No	Si	Si	No	Softwood
5	1987	Harkonen	Si	No	No	No	Si	No	Si	No	No	Softwood
6	1992	Saltin	Si	Si	Si	No	Si	Medio	Si	No	No	Softwood
7	1992	Agarwal	Si	Medio	Medio	Si	Si	Si	Si	Si	No	Softwood
8	1993	Michelson & Foss	Si	Medio	Medio	No	Si	No	Si	No	No	Softwood
9	1997	Krishnagopalan	Si	Medio	Medio	No	No	No	Si	No	No	Softwood
10	1999	Miyanishi & Shimada	Si	Si	Si	Si	Si	No	Si	Si	Si	Softwood hardwood

2.2.2 Analizadores Virtuales

Para modelar un sistema con el uso de analizadores virtuales en cambio, no es necesario conocer rigurosamente las leyes que gobiernan el sistema. Solo con los datos obtenidos de entrada y salida se puede construir un modelo a partir de ahí (Catao de Oliveira, 2010), (Smith, 2000).

Actualmente con los sistemas adquisición y almacenamiento de datos directos del proceso, se puede tener acceso rápido a ellos y durante un largo periodo de tiempo. Al ser utilizados en forma eficiente se pueden introducir mejoras a través de los analizadores virtuales generando optimizaciones al proceso.

Esto éste permite correlacionar las variables cuya medición directa es difícil, la medición es poco confiable o requiere la necesidad de análisis más detallados de laboratorio, de alto costo con otras que comúnmente son medidas en el proceso y registradas en el sistema de control distribuido o DCS. La estimación de variables de proceso mediante inferencias es una excelente alternativa de bajo costo que posibilita mejorar las estrategias de optimización y control (Catao de Oliveira, 2010).

Por ejemplo las redes neuronales artificiales son una herramienta ideal para la simulación de procesos, ya que no requieren de supuestos iniciales o simplificaciones de los principios físicos y químicos, que en última instancia, definen el proceso (Smith, 2000).

Desde el punto de vista operacional, la variable controlada de mayor importancia en un digestor es el número kappa en la línea de soplado, buscándose siempre minimizar sus variaciones. Esto se debe a que el número kappa es una medida de la concentración residual de la lignina en la pulpa y refleja la eficiencia del proceso de cocción de la madera (Avila, 2004).

2.2.3 Modelamiento Intermedio

Otra forma de abordar la problemática de estimación de variables es utilizando tanto datos de entrada y salida como el conocimiento previo del sistema, expresado como las ecuaciones que rigen el modelo. En este caso se busca estimar los parámetros de estas leyes físicas a partir de los datos capturados (Catao de Oliveira, 2010).

Los también llamados modelos híbridos, están basados en la parte sabida de un modelo como primera aproximación, combinado con una red neuronal artificial para explicar los fenómenos que no sean abarcados en las ecuaciones deterministas, para superar limitaciones de ambos métodos. Los modelos híbridos se pueden desarrollar en muchas combinaciones. El conocimiento del proceso se puede utilizar para imponer restricciones (como desigualdades) al modelo neuronal. La red se puede también utilizar por defecto, pero el modelo determinista debe ser utilizado cuando las variables están fuera del rango de entrenamiento. También, el modelo matemático se puede utilizar en situaciones cuando los datos no están disponibles. El otro acercamiento posible es utilizar el modelo determinista como refuerzo para la relación de la función entre las entradas y las salidas (Filho et al, 2005).

2.3. Modelamiento Matemático del Sistema

2.3.1 Regresión Lineal Multivariable

Los procedimientos multivariantes constituyen un conjunto de técnicas estadísticas de amplia aplicación en el mundo científico, especialmente en los estudios de tipo empírico, adquiriendo cada día más importancia en la investigación.

A través del análisis multivariante lo que hacemos es combinar todas las variables, eliminando la información redundante y se obtiene una nueva variable que no es observable directamente, que representa un concepto abstracto que se puede medir obteniéndose un valor para cada elemento.

Desde una concepción amplia podemos definir el Análisis Multivariante como un conjunto de métodos que analizan las relaciones entre un número razonablemente amplio de variables (medidas), tomadas sobre cada elemento de análisis, en una o más muestras simultáneamente (Jiménez, 2004).

El modelo de regresión múltiple viene expresado por:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

donde:

y = variable dependiente o variable a explicar

x_i = variables independientes o variables explicativas

ε (epsilon) = error o perturbación aleatoria

β_0 = origen cuando todas las variables independientes son 0

β_i = pendiente o coeficiente de regresión de la variable i .

Los coeficientes de regresión son en todos los casos los parámetros a estimar.

Por consiguiente se trata de buscar la ecuación que mejor exprese matemáticamente la relación de los valores de una variable dependiente con los valores de las variables independientes consideradas conjuntamente (Jiménez, 2004).

Las relaciones de regresión son validas solo dentro de la franja de datos originales, no es recomendable realizar extrapolación (Catao de Oliveira, 2010).

2.3.2 Redes Neuronales Artificiales

Una de las definiciones que se estima más certera de Red de Neuronas Artificiales es la siguiente: “Las redes neuronales son conjuntos de elementos de cálculo simples, usualmente adaptativos, interconectados masivamente en paralelo y con una organización jerárquica que le permite interactuar con algún sistema del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico” (Gesta Pose, 2009).

Las redes neuronales artificiales constituyen sistemas paralelos distribuidos, compuestos por unidades de procesamiento simples. Estas unidades calculan funciones matemáticas normalmente no lineales que son dispuestas en capas integradas. La capacidad de aprender por medio de ejemplos es una de las características más atractivas de las redes neuronales (Catao de Oliveira, 2010).

Las redes neuronales consisten en una simulación de las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales (como un circuito integrado, un ordenador o un conjunto de válvulas). El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz de dar el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez.

El primer modelo de neurona artificial fue propuesto por McCulloch y Pitts en 1943, donde se modelizaba una estructura y un funcionamiento simplificado de las neuronas del cerebro, considerándolas como dispositivos con n entradas, una única salida y sólo dos estados posibles: activa o inactiva (Gesta Pose, 2009).

Una red era, en ese planteamiento inicial, una colección de neuronas de McCulloch y Pitts, todas sincronizadas, donde las salidas de unas neuronas estaban conectadas a las entradas de otras.

Su aprendizaje adaptativo, auto-organización, tolerancia a fallos, operación en tiempo real y fácil inserción dentro de la tecnología existente, han hecho que su utilización se haya extendido en áreas como la biológica, financiera, industrial, medio ambiental, militar, salud, etc. Están funcionando en aplicaciones que incluyen identificación de procesos, detección de fallos en sistemas de control, modelación de dinámicas no lineales, control de sistemas no lineales y optimización de procesos (Gesta Pose, 2009).

En este afán de emular el cerebro, esto es simular tanto su estructura como su funcionamiento, se han desarrollado numerosos modelos de Redes de Neuronas Artificiales, entre los que se pueden mencionar: Perceptron (1957), Adeline y Madeline (1960), Avalancha (1967), Retropropagación (Back Propagation) (1974), Hopfield y SOM (1980), ART (1986), etc. De los modelos anteriores se puede apreciar que esta idea tiene más de 40 años, sin embargo, sólo en las últimas décadas se ha desarrollado la tecnología que permita su aplicación de manera eficiente (Gesta Pose, 2009).

La neurona artificial está inspirada en la neurona biológica. Estas reciben sinapsis excitadoras de otros elementos o del medio las procesan, la computa y emite una única salida que se va a transmitir idéntica como respuesta o a múltiples neuronas posteriores.

La descripción matemática de esta neurona consta de n terminales de entrada, a cada entrada está asociada a un peso sináptico w , posteriormente al valor ponderado de todas las entradas se le aplica una función de activación FA que determinará el valor del estado interno de la neurona y será lo que transmita como salida (Catao de Oliveira, 2010).

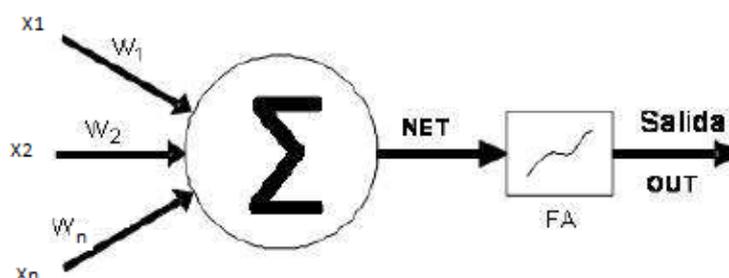


Figura 9: Esquema Neuronal Básico

Pesos positivos corresponden a sinapsis de excitación y pesos negativos ejercen una función de inhibición.

La función de activación es procesar la sinapsis produciendo una salida. Cuando se diseña una red se debe definir cuál es la función de activación que se utilizará. Puede ser desde una constante a una función más compleja (Catao de Oliveira, 2010).

2.3.2.1 Diseño de la Arquitectura de las Redes Neuronales

En la fase de diseño de una red neuronal se determina el número de capas a implementar. En general con una capa es suficiente para problemas prácticos cuyas funciones no presentan discontinuidades, ahora si es así con una segunda capa la red neuronal es capaz de dar solución a este tipo de problemas (Catao de Oliveira, 2010).

La cantidad de neuronas en nuestra red también determina la calidad del modelo, existen reglas para determinar la cantidad óptima de neuronas, como también métodos como: Validación cruzada, Split-Sample(parada anticipada) o bootstrapping (Gesta Pose, 2009).

Sin embargo, la topología de la red debe adecuarse al problema a resolver, y la no existencia de técnicas que realicen esta función hace que haya que recurrir a la experiencia y a la técnica del ensayo y error, para finalmente conseguir una que se adapte satisfactoriamente al problema (Gesta Pose, 2009).

2.3.2.2 Aprendizaje o Entrenamiento de las Redes Neuronales

El aprendizaje es la clave de la plasticidad de una neurored y esencialmente es el proceso en el que se adaptan las sinapsis, para que la red responda de un modo distinto a los estímulos del medio (Izaurieta, 2005).

“Un sistema organizado puede definirse como aquel que transforma un cierto mensaje de entrada en uno de salida, de acuerdo con algún principio de transformación. Si tal principio está sujeto a cierto criterio de validez de funcionamiento, y si el método de transformación se ajusta a fin de que tienda a mejorar el funcionamiento del sistema de acuerdo con ese criterio, se dice que el sistema aprende” (Gesta Pose, 2009).

Una vez diseñada la arquitectura de la red (capas y número de neuronas) y las funciones que la regirán, se tiene que proceder a entrenar a la red para que aprenda el comportamiento que debe tener; es decir, para que aprenda a dar la respuesta adecuada a la configuración de estímulos o patrones de entrada que se le presenten.

Existen dos tipos de entrenamiento, el supervisado en donde existe el modelo del profesor y que requiere de paquetes de datos tipo ejemplo, en donde se compara la respuesta de la red con la respuesta correcta y se modifican los pesos sinápticos. En cambio en el no supervisado no se le informa a la red cual es la respuesta correcta, tan solo se le suministran grandes cantidades de datos con los que la red puede construir sus propias asociaciones (Gesta Pose, 2009).

Las formas más comúnmente utilizadas para el entrenamiento de redes neuronales son las técnicas de Retropropagación del Error (back-propagation) y las técnicas de Regularización, en especial la Regularización Bayesiana (Catao de Oliveira, 2010).

3.- Caso en Estudio.

3.1.- Historia Celulosa Arauco y Constitución S.A.

En 1967 se celebra la primera sesión de directorio de Industrias de Celulosa Arauco S.A., con la que se da pie para la construcción de la planta de celulosa en Arauco, la que comenzaría a operar en enero de 1972.

En la actualidad ARAUCO, es parte de uno de los conglomerados empresariales más importantes en Chile, y es una de las mayores empresas forestales de América Latina en términos de superficie y rendimiento de sus plantaciones, fabricación de celulosa Kraft de mercado y producción de madera aserrada y paneles.

Está organizada en cuatro áreas estratégicas de negocios: Forestal, Celulosa, Madera Aserrada y Paneles. Sus oficinas comerciales y su amplia red de agentes a nivel mundial permiten comercializar sus productos en más de 50 países.

3.2.- Complejo Arauco

Planta ARAUCO en la actualidad tiene dos líneas de producción, en las que se utiliza el proceso Kraft, con blanqueo libre de cloro elemental.

Línea 1 produce 800 (tsa/d) celulosa blanqueada de eucaliptus y Línea 2 produce 1440 (tsa/d) de celulosa blanqueada de pino radiata.

3.2.1.- Línea 1

Fue puesta en servicio en 1972. En sus primeros años produjo celulosa en base a madera pino radiata, con una producción de aproximadamente 350 (tsa/d). En 1997 con el Proyecto Arauco 21, cuya inversión ascendió a US\$ 140 millones, se modificaron las instalaciones de esta línea para producir solo pulpa blanqueada utilizando eucalipto *Globulus* y *Nitens* como materia prima. Actualmente trabaja con 7 digestores batch en serie.

3.2.2.- Línea 2

En 1989 fue puesto en marcha el proyecto para construir una segunda línea de producción, ARAUCO II, que requirió una inversión de US\$ 600 millones para su montaje y operación e incorporó las más modernas tecnologías de control ambiental, tanto en los procesos productivos como en el tratamiento de sus efluentes líquidos y emisiones atmosféricas. Oficialmente la Línea 2 fue inaugurada en marzo de 1992.

Línea 2 produce celulosa blanqueada de pino radiata y el proceso de cocción se realiza en un digestor continuo hidráulico de dos vasos.

A continuación se describe el área de cocción y sus principales equipos, además de los tipos de cocción utilizados en el digestor continuo.

3.2.2.1.- Área de Cocción

Esta área es el comienzo del proceso de obtención de celulosa, se utilizan astillas de madera de pino radiata, previamente seleccionadas por su tamaño, aproximadamente entre 24 - 28 (mm) de ancho, las cuales son puestas en contacto con agentes químicos, en nuestro caso licor blanco, altas temperaturas y presión para producir la cocción y remoción de la lignina. La clasificación es muy importante en la calidad que se quiere obtener durante la etapa de cocción (Grace, 1989).

Cada uno de los equipos utilizados en el área de cocción tiene una función específica, que permiten obtener un máximo de eficiencia en la cocción.

De manera esquemática los equipos utilizados en el área de cocción de línea 2 de planta ARAUCO son: Depósito de astillas, Medidor de astillas, Alimentador de baja presión, Vaporizador, Alimentador de alta presión, Impregnador, Digestor hidráulico y Difusor atmosférico.

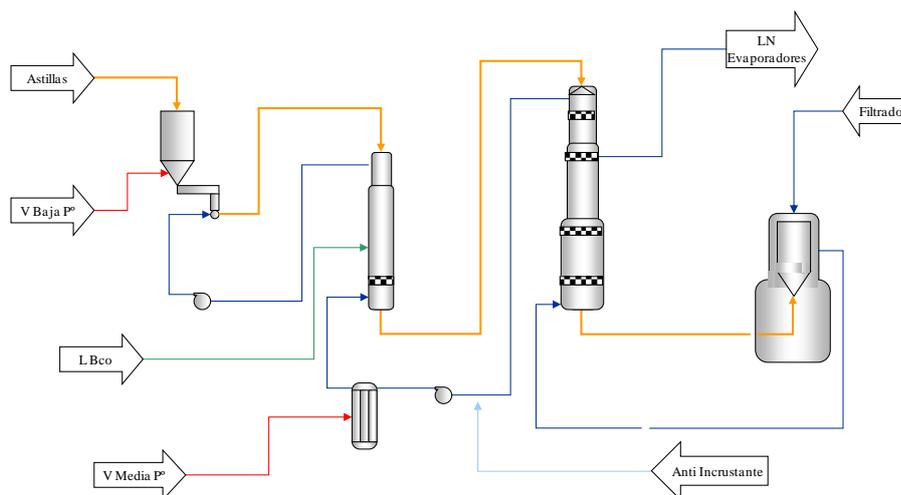


Figura 10: Área de Cocción

3.2.2.2.- Sistema de Alimentación de Astillas

El sistema de alimentación de astillas al digestor continuo realiza un pre-tratamiento a las astillas comenzando la evacuación del aire y los gases en el depósito de astillas y completando esta labor en el vaporizador, lo que asegura una humedad homogénea en las astillas y además posibilitará una adecuada impregnación del licor de cocción en las astillas (Malkov et al, 2004).

El alimentador de baja presión y posteriormente el alimentador de alta presión envía las astillas de un sistema de baja presión a uno de alta presión para ser alimentadas al impregnador, es aquí en donde las astillas son puestas en contacto con los licores de cocción.

Se utiliza el sistema Co-Feed para efectuar la alimentación de astillas al impregnador.

3.2.2.3.- Impregnación y Cocción

El digestor continuo consta de dos vasos hidráulicos. El primero se denomina impregnador y es donde las astillas son impregnadas con el licor blanco, bajo presión y temperatura, aumentando esta última durante el tiempo de impregnación por la reacción exotérmica.

Tiene una capacidad de 399 (m³), trabaja a una temperatura de impregnación de 120 (°C) y a una presión de 1250 (kPa).

El tiempo de impregnación está dado por el ritmo de producción y en operación normal es de 39 minutos.

La Figura 11 muestra en forma esquemática el funcionamiento del impregnador y el tornillo de alimentación en el tope.

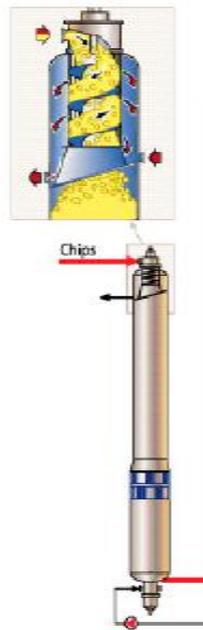


Figura 11: Impregnador

El segundo vaso es el digestor, este es el principal equipo de esta área, es donde se realiza la cocción de las astillas. El digestor trabaja a una temperatura máxima de 165 (°C) y a una presión de 1250 (kPa). Su volumen total es de 2090 (m³) y tiene una capacidad de producción de 1650 (tsa/d). El tiempo de cocción es de 3 horas y 30 minutos y requiere aproximadamente 18 (%) de álcali efectivo.

Las dimensiones de este equipo son: 55,5 (m) de alto y 7,8 (m) de diámetro máximo.

Consta de cuatro mallas o harneros, desde la parte superior se tiene; harneros de Ajuste, Extracción, MCC y Lavado en la zona inferior, esto se encuentra ilustrado en la Figura 12.

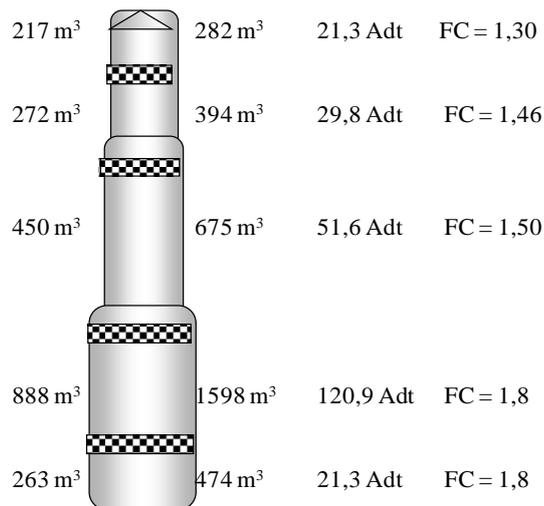


Figura 12: Digestor

El proceso de cocción de Planta Arauco presentaba algunas deficiencias propias de un digestor con altas tasas de producción, por sobre las condiciones de diseño y en donde se han utilizado zonas que antes eran propias del lavado de la pulpa y que actualmente son utilizadas para la cocción. Esto trae como consecuencia deficiencias en el lavado de la pulpa debido a la imposibilidad de ingresar una mayor cantidad de filtrado al fondo para evitar problemas en el desplazamiento de la columna de astillas debido al flujo en contracorriente.

Debido a lo anterior fue que se buscó modificar la filosofía de cocción del digestor continuo para mejorar dichas deficiencias.

3.3- Proceso de Cambios

El proceso de cambio de cocción se realizó según la siguiente cronología de eventos:

Parada de Línea Octubre 2009

- Se implementan modificaciones en cañerías centrales de mallas MCC; Lavado.
- Cambio posición de boquillas horizontales.

- Independización mallas MCC.

Diciembre de 2009 – Febrero de 2010

- Se emula proceso DownFlow con cambios parciales y se ven resultados positivos.

Parada post Terremoto Febrero 2010 – Enero 2011

- Se cambian mallas de MCC superior, se modifica diseño, se aumenta tamaño y se reemplazan placas ciegas por mallas nuevas. Quedando anillo completo para permitir extracción total de licor de cocción
- Se cambia reemplaza placa ciega de zona de MCC inferior por malla proveniente de malla superior. Quedando anillo completo para permitir circulación de MCC.
- Se instala nueva línea de extracción desde malla MCC superior, para permitir paso de licor de extracción.

Se generó la siguiente tabla de control para los diferentes flujos involucrados en la modificación de acuerdo a la velocidad de rotación del alimentador de astillas.

Tabla 2: Flujos Extracción según RPM Digestor.

RPM	Filtrado MCC 241FIC962	Extracción Lavado 241FIC205	Filtrado Lavado 241FIC945
15	1215	4300	1215
14	1050	3900	1050
13	900	3300	900
12	750	2700	750
11	600	2100	600
10	400	1600	400
9	0	1100	300
8	0	550	100
7	0	0	0

Según lo anterior los flujos objetivos del proyecto implementado son:

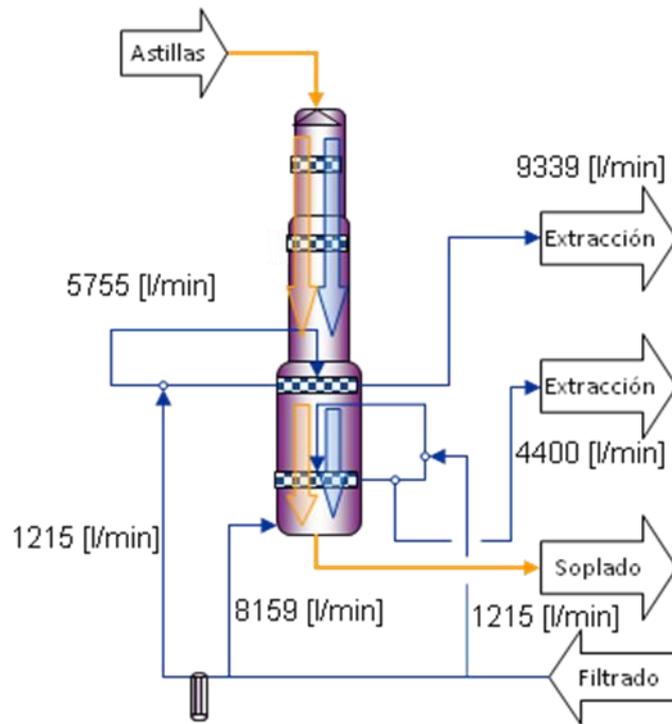


Figura 13 : Flujos Objetivo DownFlow Lo-Solid

4.- Materiales y Métodos

Se utilizaron las instalaciones del área de cocción de la línea 2 para implementar el proceso DownFlow Lo-Solids, esto se llevó a cabo durante la parada posterior al terremoto del 27 de Febrero de 2010. La puesta en marcha de la planta se realizó durante el mes de Enero de 2011. Sin embargo la etapa de transición fue ejecutada a partir de Abril de 2011.

Adicionalmente en la etapa de modelación se utilizó el programa INFERATOR, desarrollado para facilitar la creación analizadores virtuales (Catao de Oliveira, 2010).

4.1- Analizadores Virtuales

Para esta parte del trabajo se utilizará una herramienta computacional denominada INFERATOR, la cual fue desarrollada en la escuela de ingeniería de la Universidad Federal de Minas Gerais por Catao de Oliveira (Catao de Oliveira, 2010).

Este programa utiliza como plataforma al software MATLAB y es un facilitador para la creación de analizadores virtuales.

Se utilizó esta aplicación como una herramienta para modelar el número kappa del digestor continuo de planta Arauco en la nueva cocción DownFlow Lo-Solid a partir de los datos de entrada y salida del proceso de pulpaje, ya que operacionalmente es la variable controlada de mayor importancia y se persigue minimizar sus variaciones. Esto se debe a que el número kappa es una medida de la concentración residual de la lignina en la pulpa y refleja la eficiencia del proceso de cocción de la madera.

El programa tiene una interfaz con el usuario representado en la siguiente Figura:

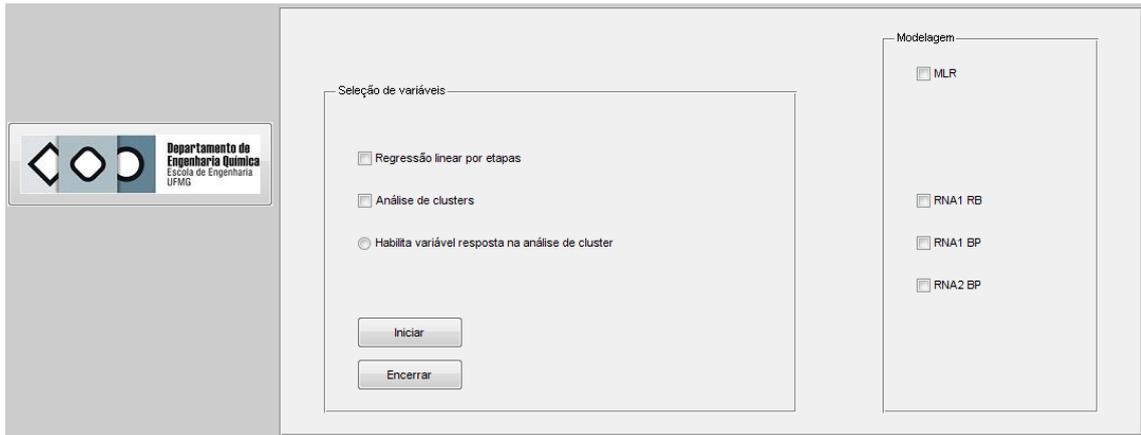


Figura 14: Inferator

Las etapas para completar la modelación son principalmente tres: recolección y pre-tratamiento de datos, selección de variables regresoras y por último modelamiento matemático del sistema.

4.1.1 Recolección y Pre-Tratamiento de los Datos de Entrada

4.1.1.1 Selección Variables Inicial

Los primeros pasos para modelar un proceso es definir de manera preliminar las variables que pueden representar el sistema. Estas variables candidatas a regresoras son seleccionadas de acuerdo al conocimiento previo del proceso en estudio.

Se seleccionaron preliminarmente 42 variables que definen el proceso de cocción del digestor de Planta Arauco.

Las variables se encuentran resumidas en el siguiente cuadro:

Tabla 3: Selección Preliminar Variables Recolectadas

Nº	Descripción	Unidad	Procedencia	
1	Tiempo	min	DCS-PI	
2	Velocidad ChipMeter	RPM	DCS-PI	t0
3	Concentración Licor Blanco AA	g/l	Laboratorio	t0
4	Sulfidez licor blanco	%	Laboratorio	t0
5	Humedad Astillas	%	Laboratorio	t0
6	Alcalinidad	%	Laboratorio	t0
7	% Astillas Alto Tiempo Almacenamiento	%	Manual	t0
8	Densidad Astillas Digestor	kg/m3	Laboratorio	t0
9	Presión Digestor	kPa	DCS-PI	t0
10	Nivel Depósito de Astillas	%	DCS-PI	t0
11	Flujo Circulación Tope Impregnador	l/min	DCS-PI	t1
12	Flujo Licor rechazo FLN	l/min	DCS-PI	t1
13	Flujo Filtrado relación L/M	l/min	DCS-PI	t1
14	Temperatura Circulación Tope Impregnador	°C	DCS-PI	t1
15	Flujo Licor Blanco a Impregnador	l/min	DCS-PI	t1
16	Nivel Impregnador	%	DCS-PI	t1
17	Nivel Digestor	%	DCS-PI	t2
18	Flujo Licor Blanco a Transferencia	l/min	DCS-PI	t2
19	Temperatura Circulación Transferencia	°C	DCS-PI	t2
20	Temperatura Antes de Calentadores (después de Lbco)	°C	DCS-PI	t2
21	Temperatura Calentadores	°C	DCS-PI	t2
22	Flujo Circulación Transferencia	l/min	DCS-PI	t2
23	Temperatura Extracción MCC	°C	DCS-PI	t5
24	Flujo Licor Blanco a MCC	l/min	DCS-PI	t5
25	Temperatura Licor Negro a Evaporadores	°C	DCS-PI	t5
26	Temperatura filtrado a MCC	°C	DCS-PI	t5
27	Flujo de Extracción MCC superior	l/min	DCS-PI	t5
28	Flujo Filtrado Circulación MCC	l/min	DCS-PI	t5
29	Flujo de Filtrado by-pass Digestor	l/min	DCS-PI	t5
30	Flujo Circulación MCC	l/min	DCS-PI	t5
31	Temperatura Circulación MCC	°C	DCS-PI	t5
32	Temperatura Extracción Lavado	°C	DCS-PI	t6
33	Temperatura de Circulación de lavado	°C	DCS-PI	t6
34	Flujo de Extracción de Lavado	l/min	DCS-PI	t6
35	Flujo Circulación Lavado	l/min	DCS-PI	t6
36	Flujo Filtrado Circulación Lavado	l/min	DCS-PI	t6
37	Temperatura Línea de soplado	°C	DCS-PI	t7
38	Temperatura Filtrado al fondo	°C	DCS-PI	t7
39	Factor H	unidad	DCS-PI	t7
40	Flujo Filtrado Fondo Digestor	l/min	DCS-PI	t7
41	Flujo de Soplado	l/min	DCS-PI	t7
42	Kappa	unidad	Laboratorio	t7

4.1.1.2 Recolección Datos Sistema PI

Para la construcción de un modelo dinámico es necesario capturar la evolución temporal del sistema en un frecuencia entre 5 a 10 veces superior a la mayor frecuencia de interés, aunque en la práctica se realiza un muestreo inicial con una frecuencia alta para asegurar una base de datos adecuada. Con esto se busca conseguir capturar las dinámicas del proceso y no solo obtener un modelo en estado estacionario.

Modelos dinámicos son gobernados por ecuaciones algebraicas, por otro lado los modelos dinámicos se rigen por ecuaciones diferenciales (Catao de Oliveira, 2010).

En planta Arauco se dispone del sistema PI para la captura y almacenamiento de los datos extraídos desde el proceso.

PI es una infraestructura, un conjunto de herramientas que permite almacenar y recuperar grandes volúmenes de información desde diferentes fuentes de datos de una manera ágil, oportuna y eficiente, permitiendo gestionar las variables relevantes.

Es un Software de manejo avanzado de información para acceso de datos históricos. Como soporte tiene un conjunto de herramientas de usuario final ProcessBook, Data link de Excel y Analysis Framework.

Sin embargo PI, también tiene sus limitaciones y el principal es el espacio físico donde almacenar dichos datos, por lo tanto tiene algoritmos de compresión datos que discriminan sobre las variaciones y solo guarda los cambios importantes eliminando todos los datos intermedios o con poca variación. Por lo tanto al realizar una bajada de datos desde el PI lo que normalmente se rescata es un valor interpolado.

4.1.1.3 Filtrado Datos y Exclusión de Outliers (Valores Atípicos)

Una vez recolectados los datos es necesario realizar un pre- tratamiento con el fin de eliminar datos con pérdida de señal, con datos en formato de texto, es importante realizar este tipo de pre-tratamiento si se quiere obtener un modelo robusto, además la calidad del modelamiento se ve comprometida si se utilizan mediciones que no representan la realidad del sistema.

Adicionalmente se debe realizar el análisis de exclusión de Outliers, para eliminar valores atípicos que en la etapa de modelamiento se traducirán en describir eventos no convencionales que no caracterizan el proceso en estudio.

Los Outliers o valores atípicos se definen como observaciones no consistentes de un conjunto de datos, puede deberse a la falla en la adquisición de datos o a condiciones de procesos no regulares. Es por esta razón que se hace necesario removerlos de la data antes de continuar con la modelación (Catao de Oliveira, 2010).

Para su detección se utilizan principalmente dos técnicas, las monovariables y las multivariables.

Las monovariables utilizan un método simple, en donde realizan la diferencia entre el valor en estudio y el promedio del conjunto comparándolo con el triple la de varianza, pero no cumplen cabalmente su objetivo, ya que los mismos valores atípicos inflan las varianza lo que hace fallar el método.

El método de multivariable tiene mejor desempeño y se denomina identificador de Hampel, el cual utiliza un sistema matricial para la detección de los outlier.

El programa exhibe gráficos característicos de los límites de corte de cada una de las variables. Con esta información se debe realizar un análisis rápido de la gráfica de cada variable y observar la tendencia a lo largo del tiempo en estudio, para definir la aplicación del identificador de Hampel.

Todo lo anterior debe estar acompañado del conocimiento previo que se tenga del proceso, se deben descartar además datos de variables en las partidas y/o detenciones, etc.

4.1.2 Selección de las Variables Regresoras

4.1.2.1 Regresión Lineal por Etapas

Esta técnica es bastante utilizada para la selección de variables regresoras. Consiste en la adición y remoción de iterativa de regresores a partir de un test estadístico, considerando valores límites de aceptación y eliminación. El algoritmo concluye cuando no es posible incluir o retirar variables al modelo.

Otra técnica simplificada conserva el algoritmo de aceptación de variables, pero no remueve las variables que cumplen los criterios de eliminación, con esto se acelera el análisis de las variables regresoras más probables para ser incluidas en los modelos (Catao de Oliveira, 2010).

4.1.2.2 Análisis de Clusters

El análisis de Clusters tiene por objetivo agrupar elementos de un conjunto de datos en grupos de características semejantes llamados conglomerados.

Las técnicas Jerárquicas determinan el número de Clusters de la muestra, en cambio en las técnicas No-Jerárquicas se requiere especificar el número de Clusters para realizar el agrupamiento.

Este tipo de técnicas no está relacionada directamente con la construcción de los modelos, sin embargo se utilizan como una orientación para la selección de las variables regresoras (Catao de Oliveira, 2010).

4.1.3 Modelamiento

Para esta etapa del modelamiento se utilizará la herramienta del programa Inferator con las siguientes técnicas:

- Regresión lineal multivariable
- Red Neuronal con regulación Bayesiana, con una capa oculta
- Red Neuronal Algoritmo back-propagation, con una capa oculta
- Red Neuronal Algoritmo back-propagation, con dos capas ocultas

5.- Resultados y Discusiones

5.1.- Modificación Proceso de Cocción

El proceso de cocción DownFlow Lo-Solids propuesto para las condiciones del digestor continuo de Planta Arauco fue implementado en la detención del año 2010 y fueron puestos en práctica a partir de abril de 2011.

Los cambios introducidos al proceso fueron:

- Se independizan mallas de zona MCC y se reemplaza el flujo de extracción por licor extraído desde MCC superior.
- Se aumenta el flujo de extracción en las mallas de Lavado.
- Se agrega filtrado en circulación de Lavado.
- Se modifica cañería central en zona MCC y Lavado.
- Se modifica posición de boquillas de filtrado al fondo del digestor.

Modificaciones no implementadas.

- Cambiar mallas de Lavado. Se verifica que con las mallas actuales se puede alcanzar flujo objetivo, eso sí disminuyendo circulación para evitar altos diferenciales de presión.
- Eliminar calentamiento en la circulación de Lavado liberando calentador.
- Precalentar licor a circulación de MCC utilizando ex-calentador de Lavado. (Ambas modificaciones están implementadas en un 90%, sin embargo la ausencia de la válvula que efectúa el by-pass del calentador imposibilita el cambio)

A continuación se presenta un esquema representativo de la nueva configuración:

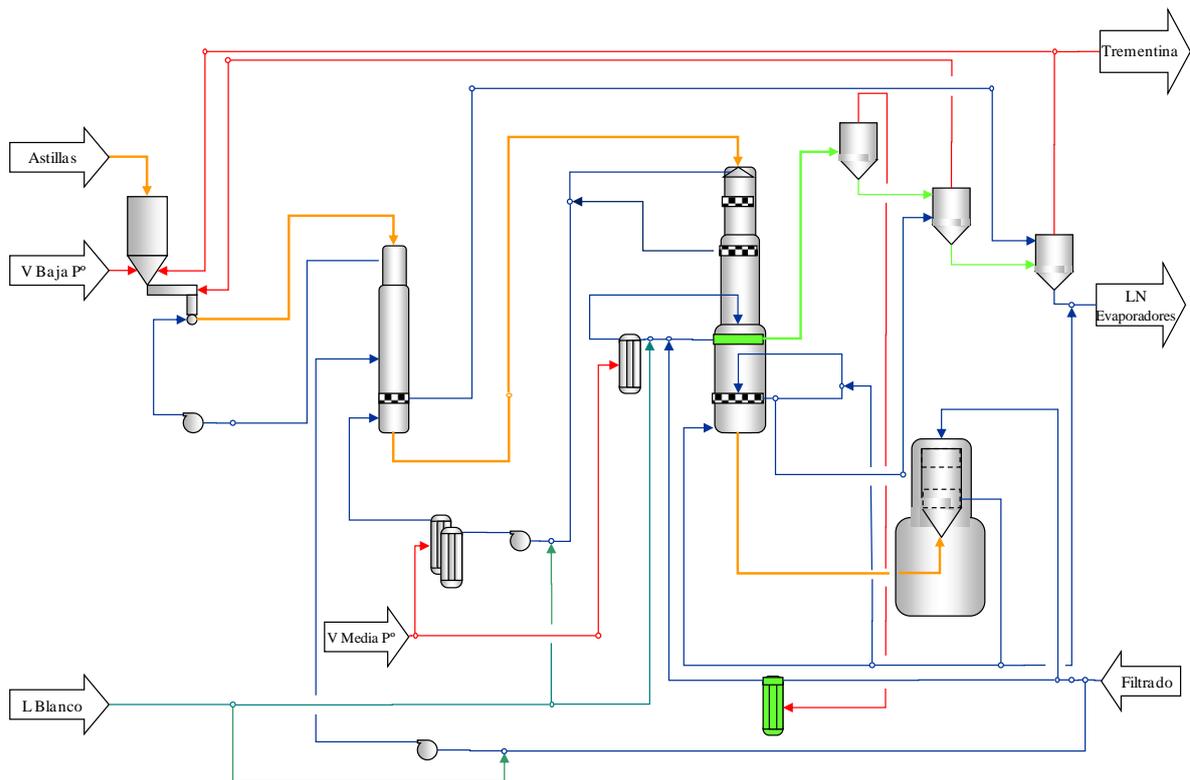


Figura 15 : Área de Cocción DownFlow Lo-Solids

Previamente se realizaron los siguientes ajustes:

- Se subió temperatura en circulación de transferencia, para iniciar cocción desde el tope del digestor. Además se redujo la diferencia de temperatura entre transferencia y MCC a -10 [°C]
- Cambiar distribución de licor blanco a 70 % - 10 % y 20% en las adiciones al impregnador, circulación de transferencia y circulación de MCC respectivamente. Esto debido al aumento de temperatura y futuro consumo de licor blanco.
- Aumentar extracción de lavado a los 4400 [l/min] del proyecto. Para esto se debe reducir circulación de lavado a (600 [l/min]). Además se deben agregar 1215 [l/min] de filtrado lo que hará aumentar circulación. Con esto se espera tener flujo descendente entre mallas MCC y Lavado además de aumentar el FD.
- Se eliminó extracción del Impregnador, ya que, aumentó el residual en dicha extracción con la nueva distribución del licor blanco. Con esto se persigue disminuir los consumos de licor blanco y además disminuir el licor negro

utilizado en ajustar la relación licor madera. Sin embargo existe la discusión si no es mejor cambiar la distribución de licor y subir la dosificación en la zona de transferencia para no tener expuestas las astillas a una concentración alta de álcali en el impregnador.

- Bajar relación licor madera del impregnador. Con esto se espera subir temperatura en circulación de tope al impregnador con el consiguiente aumento en la temperatura en la circulación de transferencia. (Se debe tener cuidado de no aumentar demasiado en este punto debido a posible inestabilidad en el chute del alimentador de alta presión).

Durante esta etapa se realizaron diversos ajustes, los principales se debieron a poder controlar el nivel del digestor, esto se logró disminuyendo el licor al fondo del digestor.

Adicionalmente se modificó el perfil de temperatura y la distribución del álcali para conseguir un kappa estable.

Una variable que ha traído un sin número de problemas es la utilización de maderas de alto tiempo de almacenamiento en la mezcla de astillas al digestor llegando actualmente a 40% en la dosificación. Esta situación arrastrada por la detención de la fábrica por 11 meses producto del terremoto, esto genera entre otras cosas; altos consumos de licor blanco, baja en el rendimiento, variabilidad en el número kappa y baja en las propiedades físico-mecánicas de la pulpa.

5.2.- Desplazamiento Columna de Astillas

Desde el punto de vista de las direcciones de los flujos tanto de astillas como licor al interior del digestor se puede representar de la siguiente.

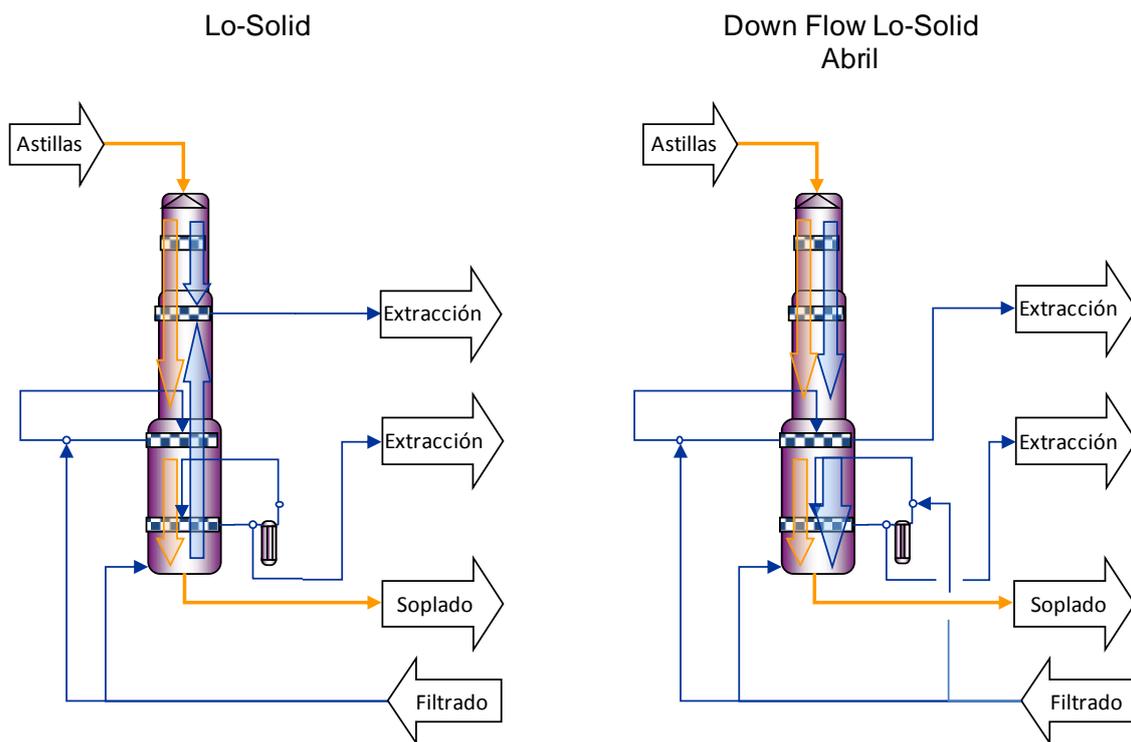


Figura 16: Dirección Flujos Interior Digestor

El esquema anterior confronta el digestor con Lo - Solids y con DownFlow, se puede apreciar el cambio desde la condición anterior a la actual pasando de tener un digestor básicamente en Contra-Corriente a uno Co-Corriente. Esto produce un efecto positivo al estabilizar el desplazamiento de la columna de astillas reduciendo los eventos de cuelgues de astillas y alzas repentinas de nivel.

5.3.- Lavado de la Pulpa

Uno de los objetivos principales de la modificación dice relación con las mejoras en el lavado de la pulpa en el digestor y en consecuencia en toda la línea de fibra.

5.3.1- Porcentaje de Sólidos

Con el cambio de extracción desde las mallas de Extracción a las mallas de MCC se persigue retirar un licor con mayor contenido de sólidos disueltos,

adicionalmente se aumenta la extracción de Lavado y se agrega filtrado a la circulación de Lavado.

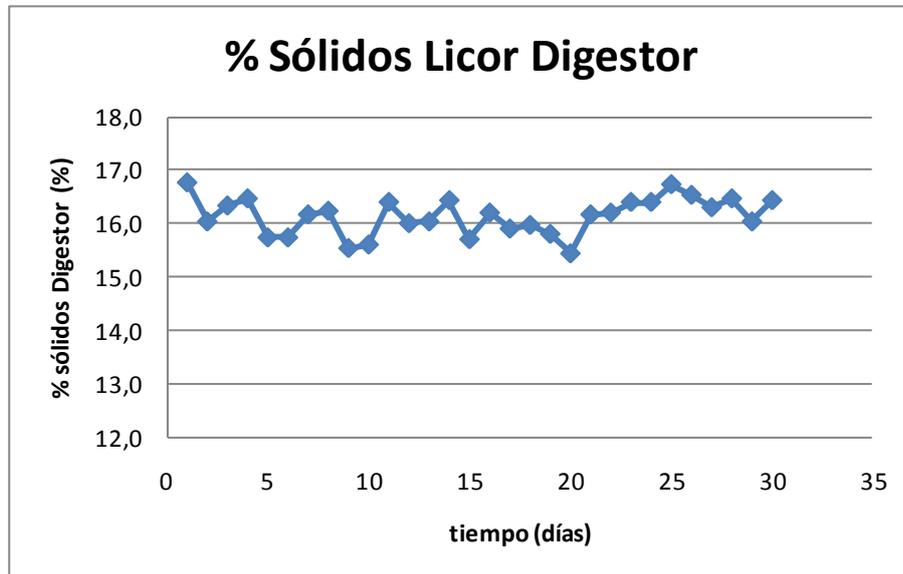


Figura 17 : Porcentaje de Sólidos a Evaporadores

De acuerdo a los resultados obtenidos el porcentaje de sólidos enviados a evaporadores aumentó desde 15,4 (%) con Lo-Solid a 16,1 (%) con la nueva configuración.

5.3.2- Demanda Química de Oxígeno (DQO)

El principal parámetro para cuantificar la calidad del lavado en la línea de fibra es el DQO del filtrado de la pulpa, los análisis rutinarios se efectúan en tres puntos de la línea de fibra; Descarga del Difusor atmosférico; Descarga lavadores de Pre-Deslignificación con O₂; Descarga Prensa Post-Deslignificación con O₂. Posterior a la modificación se agregó un punto adicional en la línea de soplado para evaluar el comportamiento de la modificación.

Los datos obtenidos son resumidos en la Tabla 4.

Tabla 4: DQO Línea de Fibra

	DQO (kg/tas)			
	Lo-Solid		Down-Flow	
	Promedio	σ	Promedio	σ
Soplado	1162,0	155,9	905,2	296,9
Difusor	258,6	21,5	350,9	83,1
Pre-O2	122,6	4,8	119,7	29,3
Post-O2	14,2	0,9	10,8	1,5

Se puede apreciar un descenso sostenido en toda la línea de fibra. Excepto en el punto del difusor. Sin embargo los puntos de soplado y Post-Deslignificación con O₂ sufren una reducción importante, lo cual confirma las bases del proyecto.

5.4- Consumo de Reactivos Químicos

Otro de los objetivos principales de implementar la modificación y lo que en definitiva justifica el cambio, es la reducción de los consumos de agentes químicos en la línea de fibra, estos son: Dióxido de Cloro en el Área de Blanqueo y Antiespumante en el Área de Lavado.

5.4.1- Dióxido de Cloro (ClO₂)

El consumo de los agentes blanqueantes ha sido siempre una preocupación debido a temas económicos y medioambientales, Planta Arauco ha ido aumentando progresivamente sus niveles de producción y adicionalmente su proceso de Blanqueo es libre de cloro elemental, ambas componentes deben ser armonizadas con un consumo eficiente de todos sus insumos.

A continuación en la Tabla 5 se presentan los consumos de Dióxido de Cloro en el área de blanqueo.

Tabla 5: Consumo de Dióxido de Cloro en Blanqueo

Dioxido en Blanqueo (kg ClO ₂ /t _{sa})			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
17,8	0,5	17,7	1,5

Como se puede ver en la Tabla 5, el consumo de blanqueo no sufrió variaciones a pesar de haber reducido los niveles de DQO en la pulpa de alimentación. Para explicar esto se tiene que indicar que existían problemas en la dosificación de ácido sulfúrico para control de pH en la primera de etapa de blanqueo lo cual aumenta artificialmente los consumos de dióxido en blanqueo, sin embargo también existe la variable de la madera con alto tiempo de almacenamiento, bajo residual al fondo del digestor y posibles oportunidades de optimización en las diferentes etapas de blanqueo para poder materializar la reducción de DQO en ahorro de dióxido de cloro..

5.4.2- Antiespumante

La reducción de los consumos de antiespumante es uno de los objetivos secundarios de acuerdo con la disminución del arrastre.

Su aumento ha sido progresivo desde que se alcanzó la velocidad de 15 RPM en el digestor y dejó en evidencia las deficiencias en el área de lavado y sus instalaciones.

A continuación en la Tabla 6 se presentan los consumos de antiespumante en el área de Lavado

Tabla 6: Consumo de Antiespumante

Antiespumante Base Aceite (kg/t _{sa})			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
1,39	0,3	0,81	0,1

Tal y como se observa en los datos de la Tabla 6, la reducción es notable cuando se evalúa el consumo de antiespumante y solo el ahorro generado en este índice paga en un año la inversión de la modificación.

5.4.3- Consumo y Distribución de Álcali

El consumo de álcali y su distribución también se presentará en los resultados. Como dato se tiene que la distribución con Lo-Solid es de 58% en el Impregnador, 12% en la circulación de transferencia y 30% en MCC. Cuando se cambio a DownFlow Lo-Solid se comenzó con una distribución de 70%, 10% y 20% respectivamente. Sin embargo los ajustes propios de la operación y que responden a los residuales de álcali en las diferentes extracciones, dejaron la distribución en el periodo analizado en 65% para el impregnador, 15% para la circulación de transferencia y 20% para la circulación MCC inferior.

En cuanto al consumo total de licor este fue muy superior a los valores históricos, influenciados principalmente por la madera de alto tiempo de almacenamiento tal y como se muestra en la Tabla 7:

Tabla 7: Consumo de Licor Blanco

Alcali Efectivo (kg Na ₂ O/tsa)			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
335,36	14,1	448,18	NC

Si también lo podemos ver en la Figura 18, cada vez que se aumentaba la proporción de madera de alto tiempo de almacenamiento, se debía ajustar la dosificación de licor blanco para mantener el kappa en la línea de soplado y los residuales de las diferentes extracciones en los parámetros de control. No se cuenta desviación en valor para Down-Flow, debido a que es un valor único obtenido del totalizador mensual.

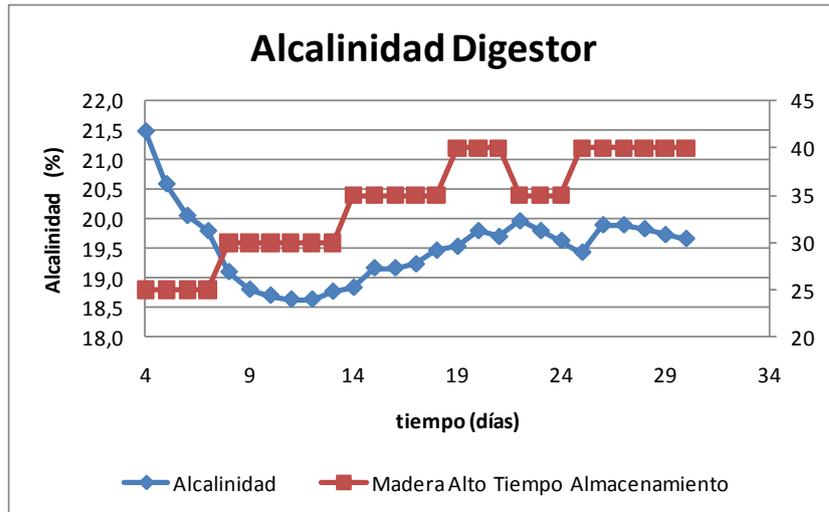


Figura 18 : Alcalinidad versus Madera Alto Tiempo Almacenamiento

Al inicio se puede ver una sobredosificación producto del cambio de distribución del licor blanco, esta es otra causa del alto consumo de licor blanco en este periodo.

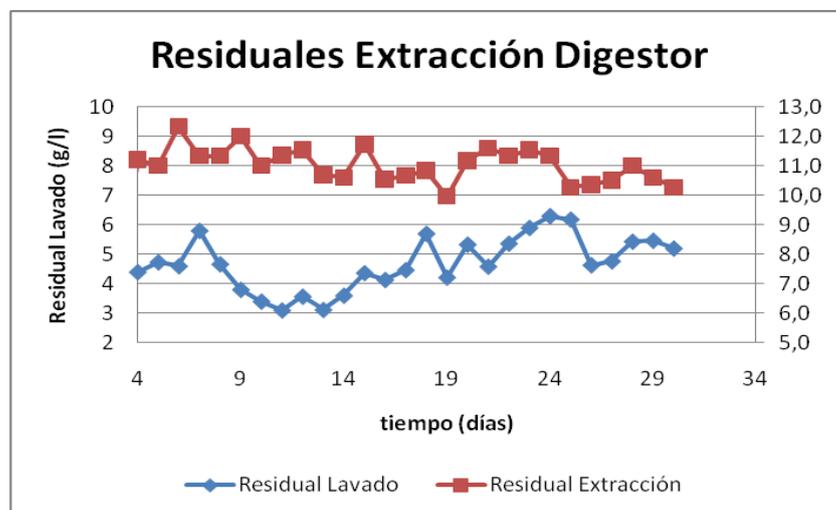


Figura 19 : Residuales de Extracción Digestor

En la Figura 19 se puede ver lo sensible a los cambios de madera que se presento el residual de la extracción de lavado, lo cual en definitiva, al bajar obligaba al sistema a consumir más licor blanco.

5.5- Propiedades Físico – Mecánicas

Un punto muy importante a considerar son las propiedades físico-mecánicas del producto final a la hora de evaluar un cambio en el proceso productivo, por lo cual se analizó con respecto a los ensayos rutinarios que se efectúan en Planta Arauco. Acá nuevamente tenemos el tema de la madera de alto tiempo de almacenamiento, la cual disminuye las propiedades de la pulpa.

5.5.1- Viscosidad

La medición de viscosidad es una forma indirecta de determinar el largo de las cadenas de las fibras que conforman la celulosa.

Tabla 8: Viscosidad Producto Final

Viscosidad			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
814,52	12,0	806,78	16,6

En la Tabla 8 se puede ver los promedios de ambos periodos y de acuerdo a la teoría estadística ambas muestras son iguales.

5.5.2- Rasgado

La facilidad con que se rasga una hoja es como se puede interpretar este índice, en la Tabla 9 se indican los resultados de ambos periodos.

Tabla 9: Índice de Rasgado

Rasgado			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
9,36	0,2	9,63	0,1

Estadísticamente ambas muestras son iguales.

5.5.3- Tensión

La energía requerida para romper una hoja al someterla a la tensión es como se deben interpretar los datos de la Tabla 10. Con esto podemos ver que se requiere menos esfuerzo para la nueva cocción con madera de corte antiguo.

Tabla 10: Índice de Tensión

Tensión			
Lo-Solid		Down-Flow	
Promedio	σ	Promedio	σ
91,05	0,6	89,70	0,8

Al revisar estos tres índices se pretende analizar de calidad en la pulpa de ambos procesos de cocción y poder concluir si el nuevo proceso afectó la calidad del producto final. Sin embargo la componente de la madera de corte antiguo nos da luces acerca del decaimiento de todos los parámetros analizados. Aunque no podemos aislar completamente la nueva cocción durante el periodo analizado, ya que hubo kappas bajos producto de condiciones operativas, la influencia de la madera esta descrita ampliamente en la literatura.

5.6 Analizadores Virtuales

5.6.1 Recolección y Pre-Tratamiento de Datos

La selección de las variables se basó en el conocimiento previo del proceso de pulpaje en el digestor continuo y estas se encuentran resumidas en la tabla 3.

El siguiente paso es definir la frecuencia de muestreo y la procedencia de cada uno de los datos. Para este caso se definió realizar el muestreo cada 5 minutos considerando que el análisis de kappa se realiza en forma horaria.

Con esto listo, se debe realizar el ordenamiento de los datos de acuerdo a los tiempos de residencia al interior del sistema. Para ello se utilizó el siguiente esquema ilustrativo descrito en la Figura 20.

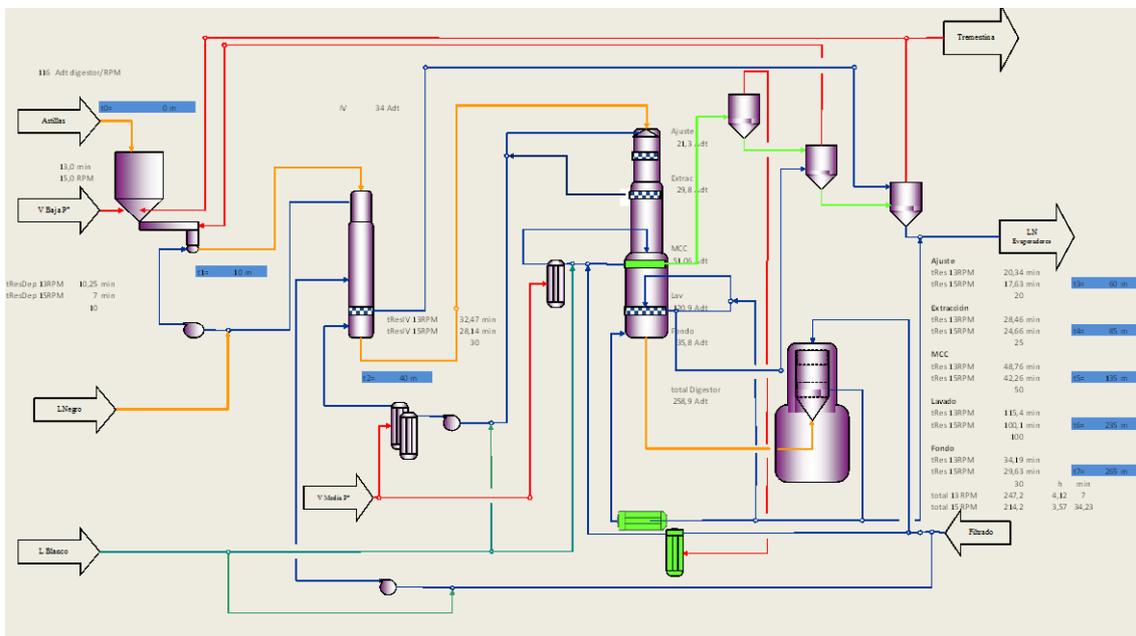


Figura 20: Análisis Tiempo de Residencia

En la siguiente tabla se resumen los diferentes tiempos de residencia utilizados en el tratamiento de datos previo al modelamiento.

Tabla 11: Resumen Tiempos de Residencia

t	tr	unidad	Ubicación
t0=	0	min	Entrada Depósito de astillas
t1=	10	min	Entrada Impregnador
t2=	40	min	Entrada Digestor
t3=	60	min	Mallas de Ajuste
t4=	85	min	Mallas de Extraccion
t5=	135	min	Mallas de MCC
t6=	235	min	Mallas de Lavado
t7=	265	min	Línea de Soplado

Posteriormente al ordenamiento por el tiempo de residencia al interior de los equipos, se debe continuar con el tratamiento de datos efectuando la eliminación de datos faltantes con pérdidas de señal y fuera de rango. Esto significa eliminar toda la fila del dato defectuoso. Adicionalmente se aplica la herramienta de exclusión de outliers del programa Inferator para eliminar los datos atípicos dentro del set original, luego del análisis gráfico de todas las variables candidatas a regresoras.

Tal y como se puede ver en las Figuras 21 y 22, así se presenta la información para determinar si una variable es adecuada o no para realizar el análisis de Hampel, en este caso la variable 19 siempre se encuentra en los límites de corte, por lo que es innecesario efectuarlo. En cambio para la variable 33 se requiere efectuar para eliminar dichos valores fuera de rango y/o atípicos dentro de la data.

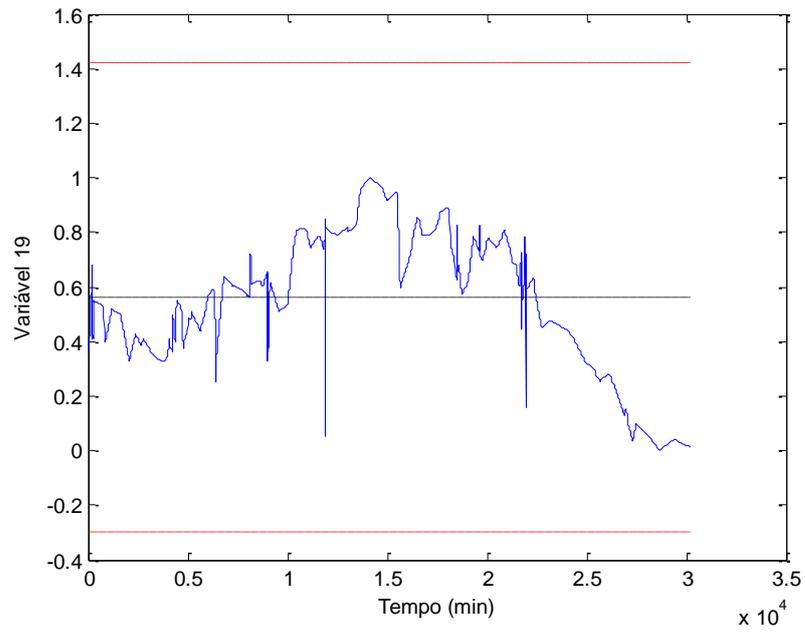


Figura 21: Análisis Gráfico Variable 19, no adecuado para Hampel

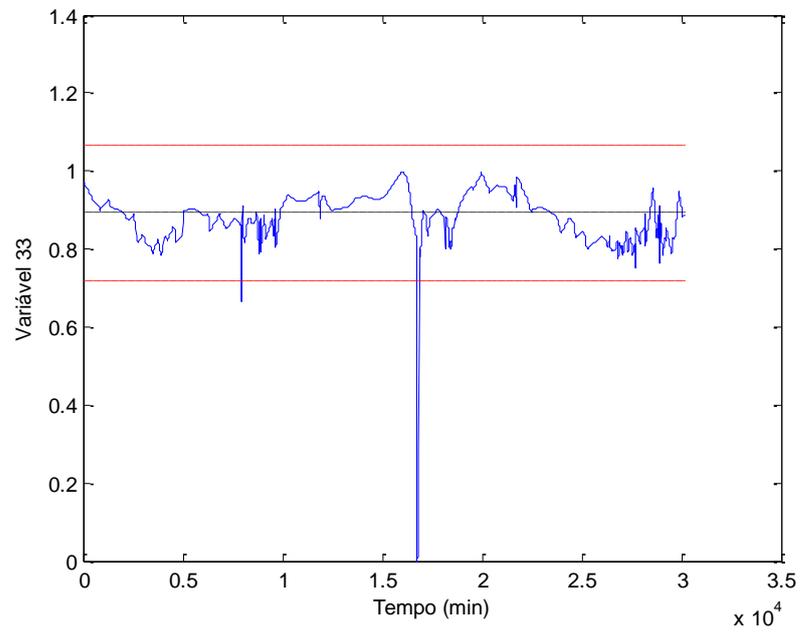


Figura 22: Análisis Gráfico Variable 33, adecuado para Hampel

Se seleccionan 29 variables para efectuar el análisis de Hampel y determinar los valores atípicos, las cuales se pueden ver a continuación en la Tabla 12.

Tabla 12: Variables para Análisis de Hampel

Nº	Descripción	Unidad	Procedencia
2	Velocidad ChipMeter	RPM	DCS-PI
3	Concentración Licor Blanco AA	g/l	Laboratorio
4	Sulfidez licor blanco	%	Laboratorio
6	Alcalinidad	%	Laboratorio
9	Presión Digestor	kPa	DCS-PI
10	Nivel Depósito de Astillas	%	DCS-PI
11	Flujo Circulación Tope Impregnador	l/min	DCS-PI
13	Flujo Filtrado relación L/M	l/min	DCS-PI
14	Temperatura Circulación Tope Impregnador	°C	DCS-PI
15	Flujo Licor Blanco a Impregnador	l/min	DCS-PI
16	Nivel Impregnador	%	DCS-PI
17	Nivel Digestor	%	DCS-PI
22	Flujo Circulación Transferencia	l/min	DCS-PI
25	Temperatura Licor Negro a Evaporadores	°C	DCS-PI
26	Temperatura filtrado a MCC	°C	DCS-PI
27	Flujo de Extracción MCC superior	l/min	DCS-PI
28	Flujo Filtrado Circulación MCC	l/min	DCS-PI
29	Flujo de Filtrado by-pass Digestor	l/min	DCS-PI
30	Flujo Circulación MCC	l/min	DCS-PI
31	Temperatura Circulación MCC	°C	DCS-PI
32	Temperatura Extracción Lavado	°C	DCS-PI
33	Temperatura de Circulación de lavado	°C	DCS-PI
34	Flujo de Extracción de Lavado	l/min	DCS-PI
36	Flujo Filtrado Circulación Lavado	l/min	DCS-PI
37	Temperatura Línea de soplado	°C	DCS-PI
38	Temperatura Filtrado al fondo	°C	DCS-PI
40	Flujo Filtrado Fondo Digestor	l/min	DCS-PI
41	Flujo de Soplado	l/min	DCS-PI
42	Kappa	unidad	Laboratorio

A continuación en la Figura 23 se presenta un ejemplo de cómo se efectúa el análisis para la exclusión de los valores atípicos en forma gráfica.

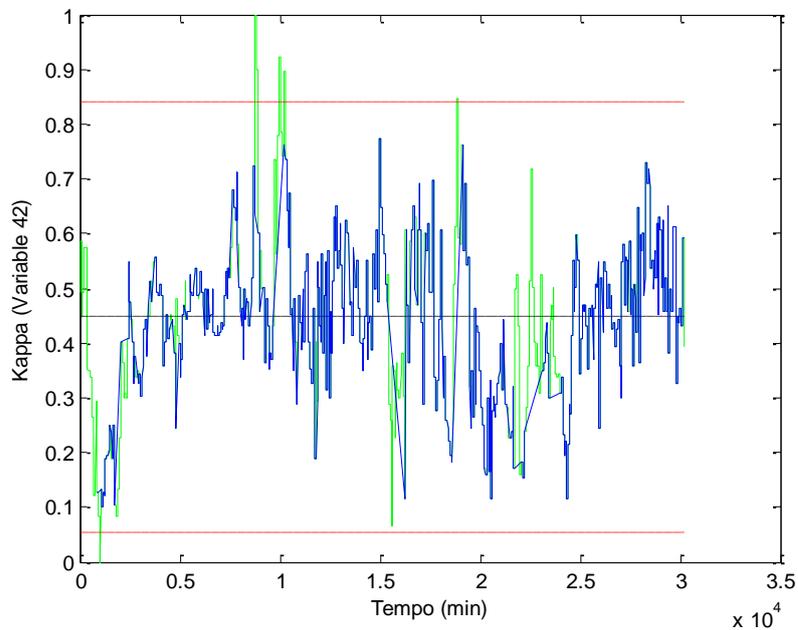


Figura 23: Exclusión de Outliers Variable 42

Con todo esto se tiene la Tabla 13 en donde se resume la data original, los datos con los cuales fue efectuado el análisis y el consiguiente porcentaje de datos excluidos por diversos motivos.

Tabla 13: Tratamiento de Datos

Periodo	Data Original	Datos luego del pretratamiento	% Datos Excluidos
abril-11	254394	170352	33,04

Acá se puede ver la gran cantidad de datos que son eliminados antes de efectuar el modelamiento, es por esta razón que la data original debe ser extensa.

5.6.2 Selección de Variables Regresoras

Para efectuar la selección de las variables se regresoras se efectuó el procedimiento de regresión lineal por etapas, con un número máximo de 100

repeticiones para escoger cuales de las 40 variables (42-2) pueden ser regresoras y utilizarlas en el Modelamiento.

Adicionalmente a lo que pueda entregar el programa, se incluyen variables que por experiencia se sabe, controlan el proceso. El resumen de dichas variables se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 14: Variables Regresoras

Nº	Descripción
2	Velocidad ChipMeter
6	Alcalinidad
7	% Astillas Alto Tiempo Almacenamiento
15	Flujo Licor Blanco a Impregnador
18	Flujo Licor Blanco a Transferencia
19	Temperatura Circulación Transferencia
22	Flujo Circulación Transferencia
24	Flujo Licor Blanco a MCC
31	Temperatura Circulación MCC

Con estas nueve variables se construyen los diferentes modelos de simulación del sistema de cocción.

5.6.3 Modelamiento Matemático del Sistema

Para efectuar el modelamiento se utilizarán cuatro técnicas diferentes y se compararan sus resultados de acuerdo a la correlación alcanzada y el grado de incertidumbre obtenido. Esto además de considerar arquitecturas diferentes para los modelos.

Como se describió anteriormente se modelará según:

- Regresión Lineal Multivariable (RLM)
- Red Neuronal Artificial con Regulación Bayesiana, con una capa oculta (RNA RB 1C)
- Red Neuronal Artificial Algoritmo Back-Propagation, con una capa oculta (RNA BP 1C)

- Red Neuronal Artificial Algoritmo Back-Propagation, con dos capas ocultas (RNA BP 2C)

Se definió además un número máximo de 9 neuronas por red neuronal con una capa y 3 para cada capa en la red neuronal con 2 capas ocultas. Las simulaciones fueron realizadas con 30 iteraciones.

Con lo anterior se definieron las siguientes arquitecturas para realizar los diferentes modelamientos y seleccionar el que mejor prediga el comportamiento del número kappa con los datos utilizados. En la Tabla 15 se muestran las arquitecturas de las 18 simulaciones generadas.

Tabla 15: Arquitectura Redes Neuronales Artificiales

RNA RB 1C	RNA BP 1C	RNA BP 2C	
Neuronas	Neuronas	Neuronas 1 capa	Neuronas 2 capa
1	1	1	1
2	2	1	2
3	3	1	3
4	4	2	1
5	5	2	2
6	6	2	3
7	7	3	1
8	8	3	2
9	9	3	3

Cada modelo y simulación utilizó el 80% de los datos para efectuar el entrenamiento de la red neuronal, esto fue escogido al azar desde el set de datos tratados.

5.6.3.1 Regresión Lineal Multivariable

Para la regresión lineal multivariable se obtuvo un modelo con un coeficiente de correlación de 0,5574 y un error global de 7,39 unidades de kappa.

La Figura 24 muestra el modelo obtenido para el número kappa a partir de la regresión lineal multivariable, esto considerando los datos obtenidos del sistema.

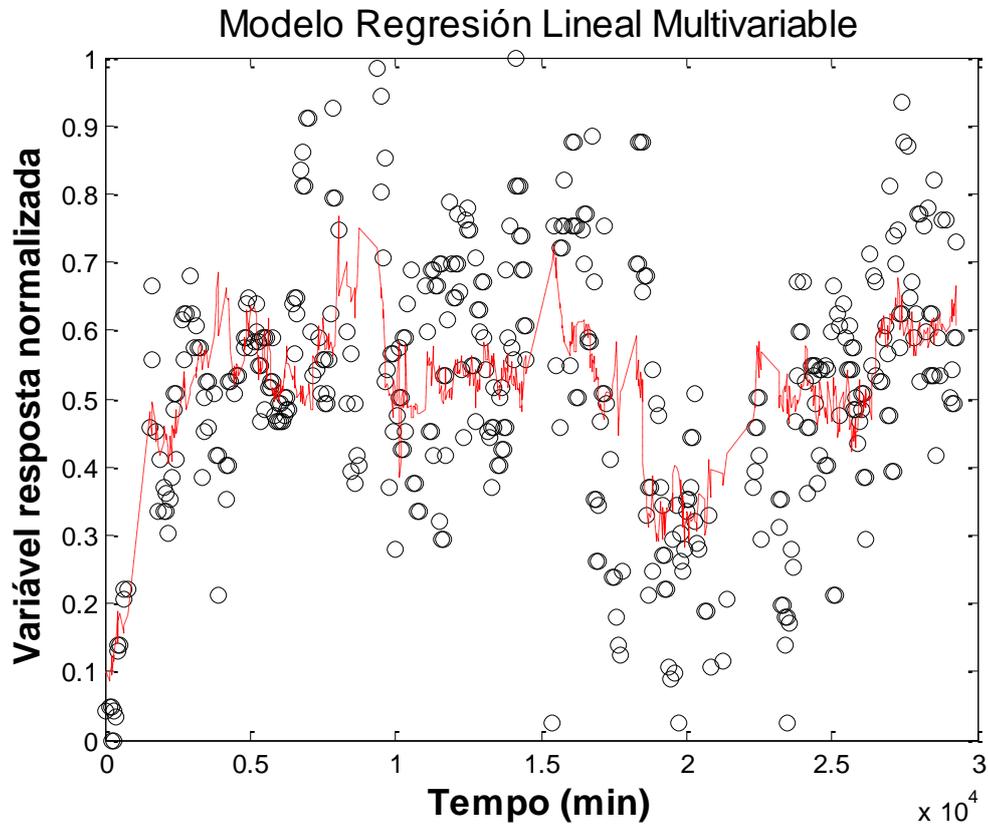


Figura 24: Modelo Regresión Lineal Multivariable

5.6.3.2 Redes Neuronales Artificiales con Regulación Bayesiana

A continuación se presentan los resultados de las diferentes simulaciones construidas a partir de las arquitecturas presentadas en la tabla 15.

En la Figura 25 se muestran las nueve simulaciones realizadas con la red neuronal con regularización bayesiana considerando una capa oculta y un máximo de nueve neuronas.

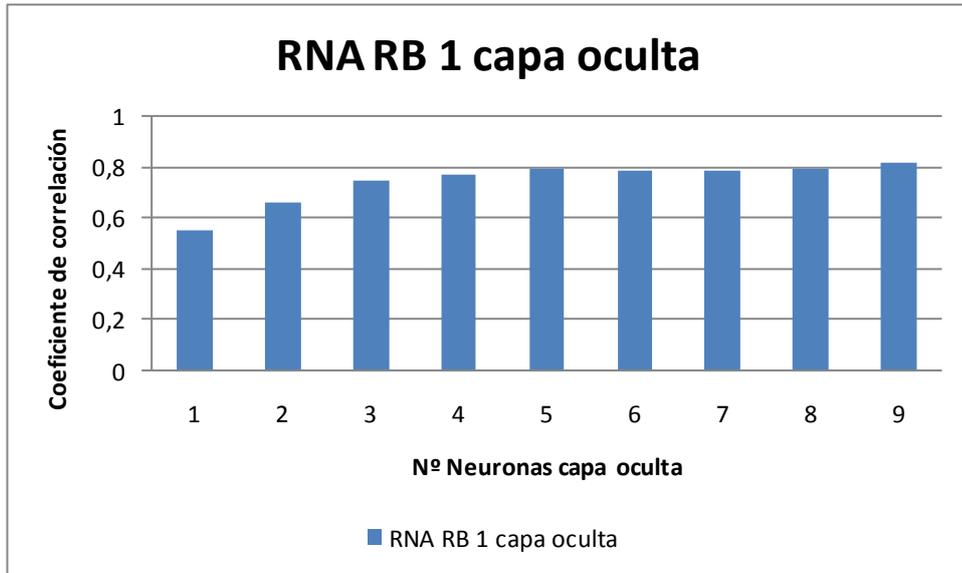


Figura 25: Coeficiente de Correlación Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana

Se puede apreciar como al aumentar la cantidad de neuronas se mejora la calidad del modelo, obteniendo la mejor correlación con nueve neuronas. Desde el punto de vista del coeficiente de correlación se observa una estabilización a partir de la quinta neurona introducida al modelo.

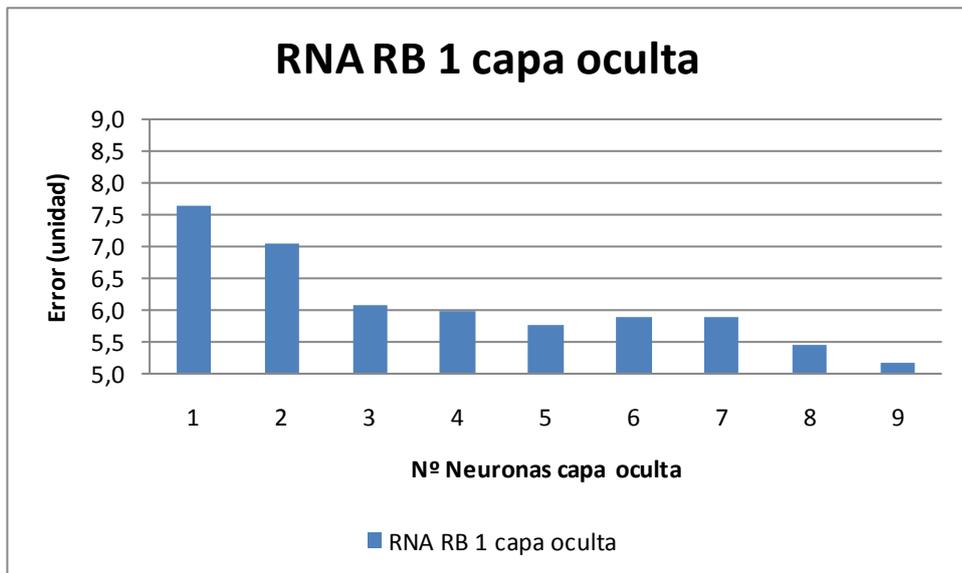


Figura 26: Error Global Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana

Con respecto al error global mostrado en la Figura 26, se puede ver un descenso sostenido del valor al ir incrementando la cantidad de neuronas en el modelo predictivo.

La siguiente tabla resume los valores obtenidos con las diferentes configuraciones de la red neuronal con regularización bayesiana, destacando la mejor correlación.

Tabla 16: Simulaciones RNA con Regularización Bayesiana

RNA RB 1 capa oculta		
Neuronas 1 capa	Coefficiente de correlación	Error Global
1	0,55072	7,63
2	0,65921	7,05
3	0,74945	6,09
4	0,76817	5,98
5	0,79063	5,77
6	0,78409	5,88
7	0,78312	5,88
8	0,79526	5,44
9	0,81667	5,18

Se puede ver en la Tabla 16 que la configuración que mejor se ajusta es la con nueve neuronas en la capa de la red neuronal, sin embargo como ya vimos en las Figuras 25 y 26 es posible conseguir un modelo similar con cinco e incluso cuatro neuronas.

En la Figura 27 presenta como este modelo con nueve neuronas se ajusta a los datos recolectados.

RNA regularización Bayesiana , 9 neuronas con una capa oculta,

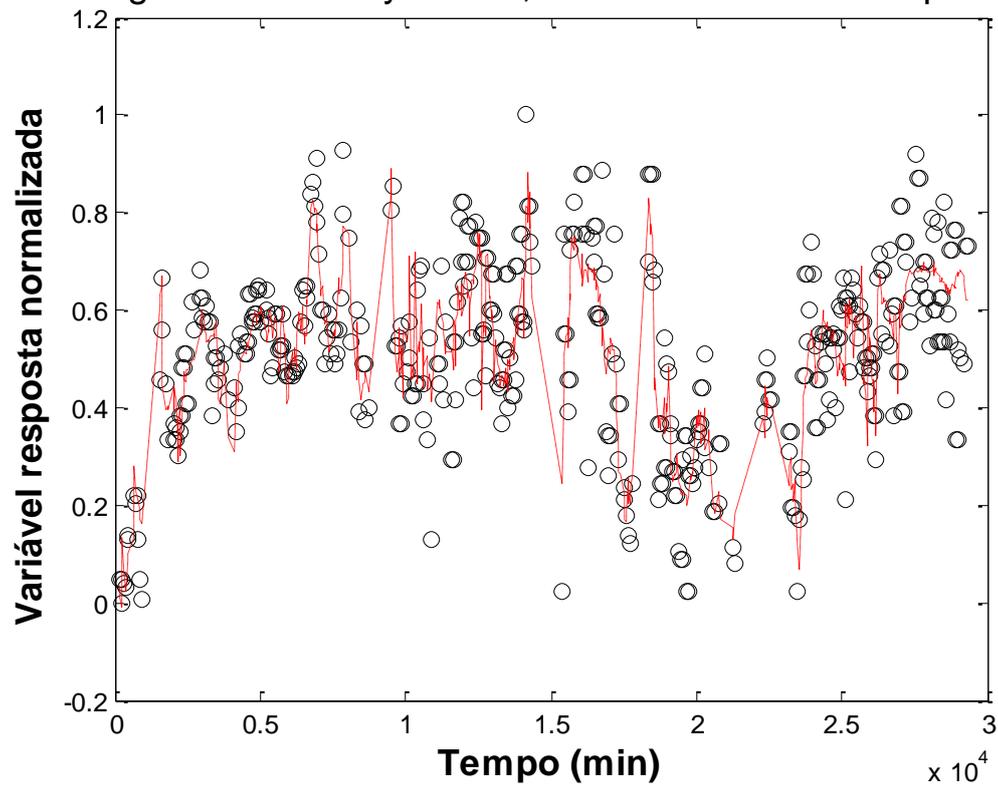


Figura 27: Simulações RNA com Regularização Bayesiana com 9 Neuronas

5.6.3.3 Redes Neuronales Artificiales con Algoritmo Back-Propagation, con Una Capa Oculta

En la Figura 28 se muestran las nueve simulaciones realizadas con la red neuronal con algoritmo back-propagation con una capa oculta y un máximo de nueve neuronas.

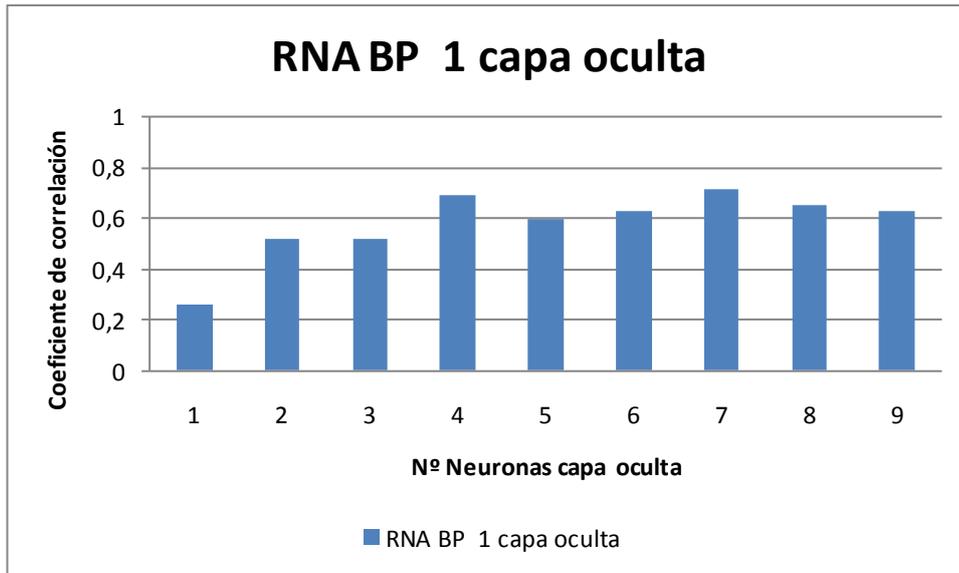


Figura 28: Coeficiente de Correlación Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta

Se puede observar el efecto que se produce al incrementar la cantidad de neuronas en el modelo. Desde el punto de vista del coeficiente de correlación se observa, a pesar de la variabilidad, una estabilización a partir de la cuarta neurona introducida al modelo. El mejor desempeño se obtiene con un modelo con siete neuronas.

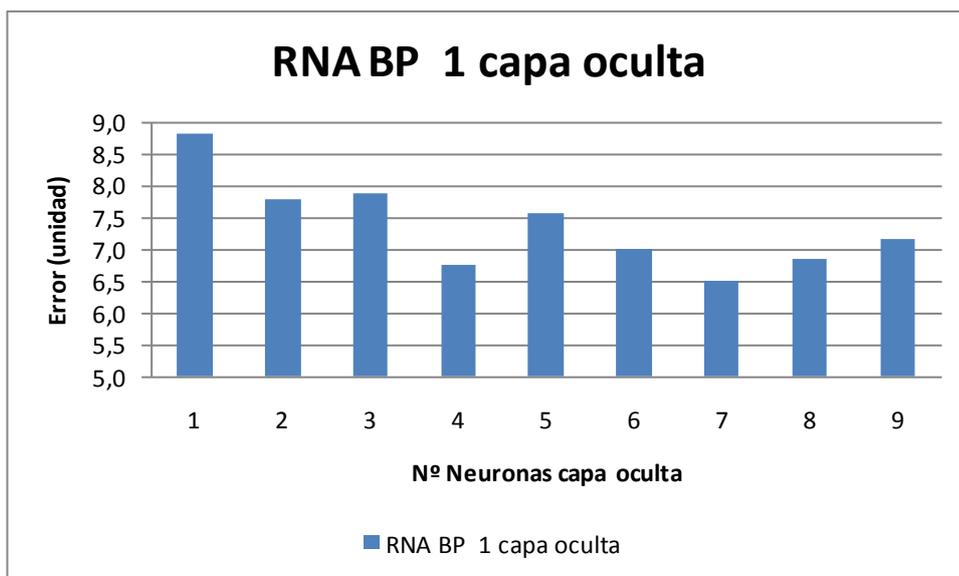


Figura 29: Error Global Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta

En la Figura 29, se puede ver los resultados del error global o incertidumbre del valor modelado al aumentar la cantidad de neuronas en la red neuronal artificial.

La Tabla 17 resume los valores obtenidos con las diferentes configuraciones de la red neuronal con el algoritmo back-propagation con una capa, destacando la mejor correlación.

Tabla 17: Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 1 Capa Oculta

RNA BP 1 capa oculta		
Neuronas 1 capa	Coefficiente de correlación	Error Global
1	0,2645	8,81
2	0,51878	7,8
3	0,51942	7,87
4	0,69091	6,77
5	0,5991	7,57
6	0,63177	7,02
7	0,71044	6,49
8	0,65299	6,84
9	0,63066	7,16

Se puede ver en la tabla 17 que la configuración que mejor se ajusta es con siete neuronas en la capa de la red neuronal, un resultado muy similar al obtenido con cuatro neuronas.

En la Figura 30 presenta como este modelo con siete neuronas se ajusta a los datos recolectados.

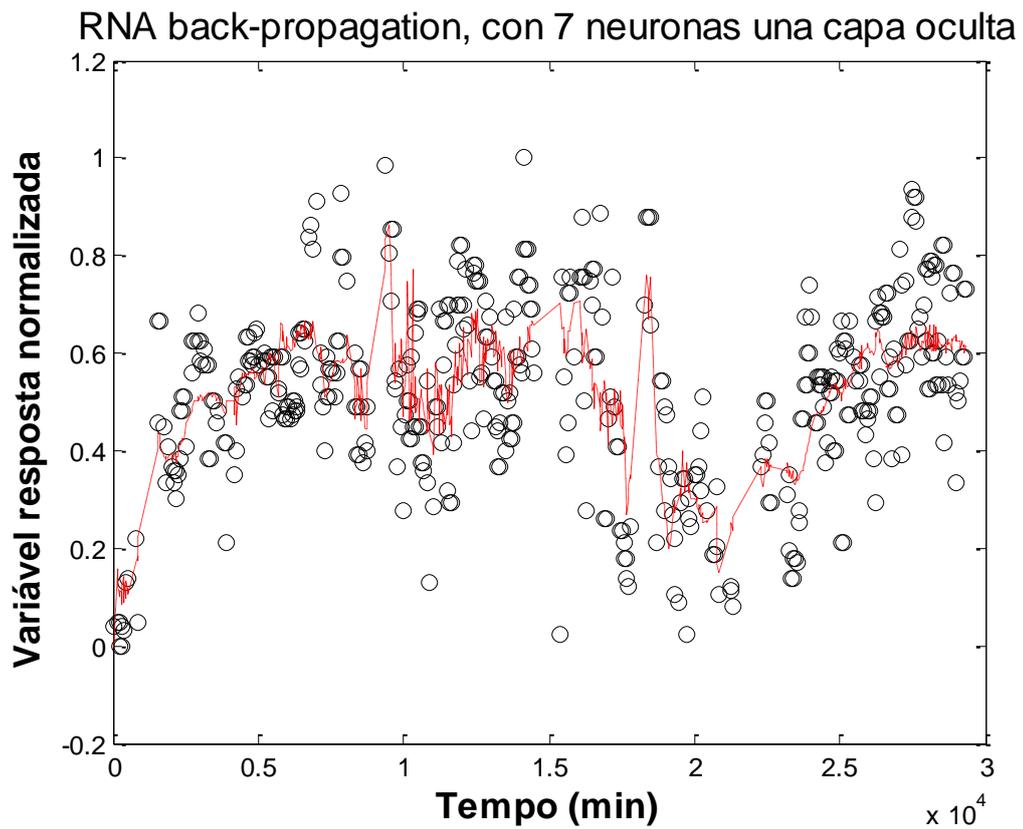


Figura 30: Simulação RNA com Algoritmo Back-Propagation com 7 Neuronas 1 Capa Oculta

5.6.3.4 Redes Neuronales Artificiales con Algoritmo Back-Propagation, con Dos Capas Ocultas.

En la Figura 31 se muestran las nueve simulaciones realizadas con la red neuronal con algoritmo back-propagation con dos capas ocultas y un máximo de tres neuronas por cada capa.

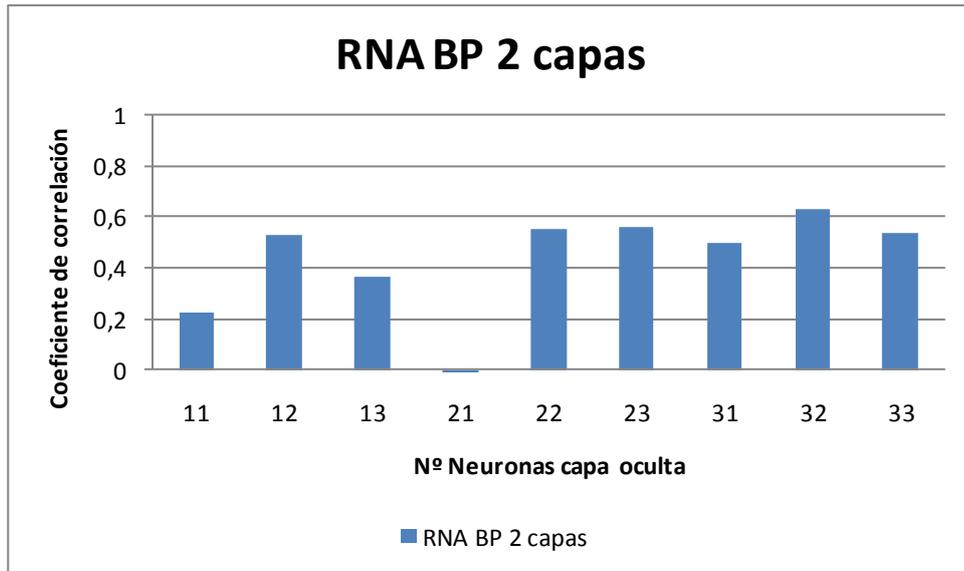


Figura 31: Coeficientes de Correlación Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas

Se pueden observar los resultados de los diferentes coeficientes de correlación al modificar la arquitectura en cada modelación. El mejor desempeño se obtiene con una combinación de 3 neuronas en la primera capa y 2 en la segunda. Al ser más compleja la modelación no se observa un patrón regular al revisar los datos.

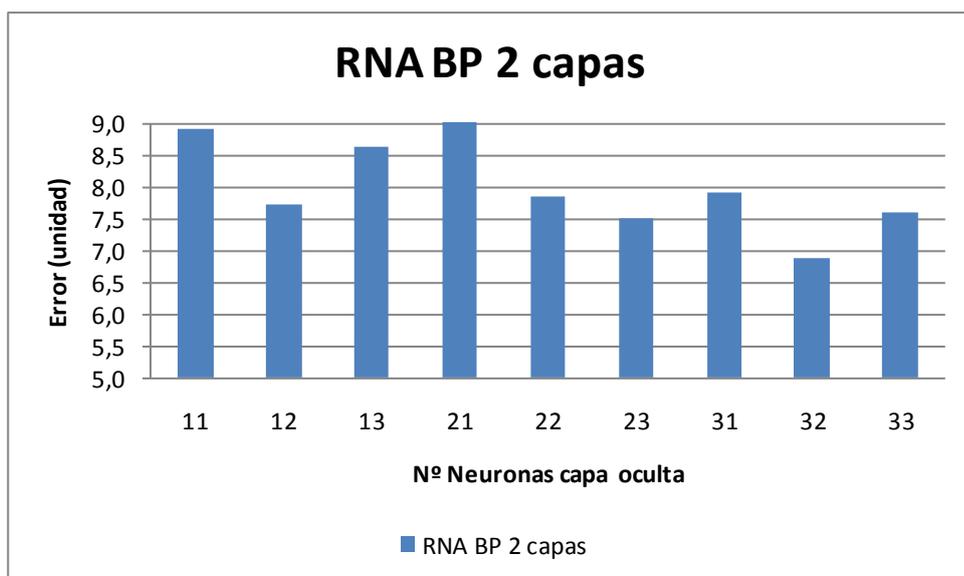


Figura 32: Error Global Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas

En la Figura 32 presenta el error asociado a cada configuración de esta red neuronal.

La Tabla 18 resume los valores obtenidos con las diferentes configuraciones de la red neuronal con el algoritmo back-propagation con dos capas, destacando la mejor correlación

Tabla 18: Simulaciones RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas

RNA BP 2 capas			
Coefficiente de correlación	Error Global	Neuronas 1 capa	Neuronas 2 capa
0,22106	8,91	1	1
0,52886	7,72	1	2
0,36584	8,63	1	3
-0,17488	9,35	2	1
0,55158	7,86	2	2
0,55799	7,52	2	3
0,49744	7,93	3	1
0,63301	6,88	3	2
0,54064	7,61	3	3

Se puede ver en la tabla 18 que la configuración que mejor se adapta al sistema es, una combinación de 3 neuronas en la primera capa y 2 en la segunda

En la Figura 33 presenta como este modelo se ajusta a los datos recolectados.

RNA BP, con 2 capas ocultas (3 neuronas en 1ª, 2 neuronas en 2ª)

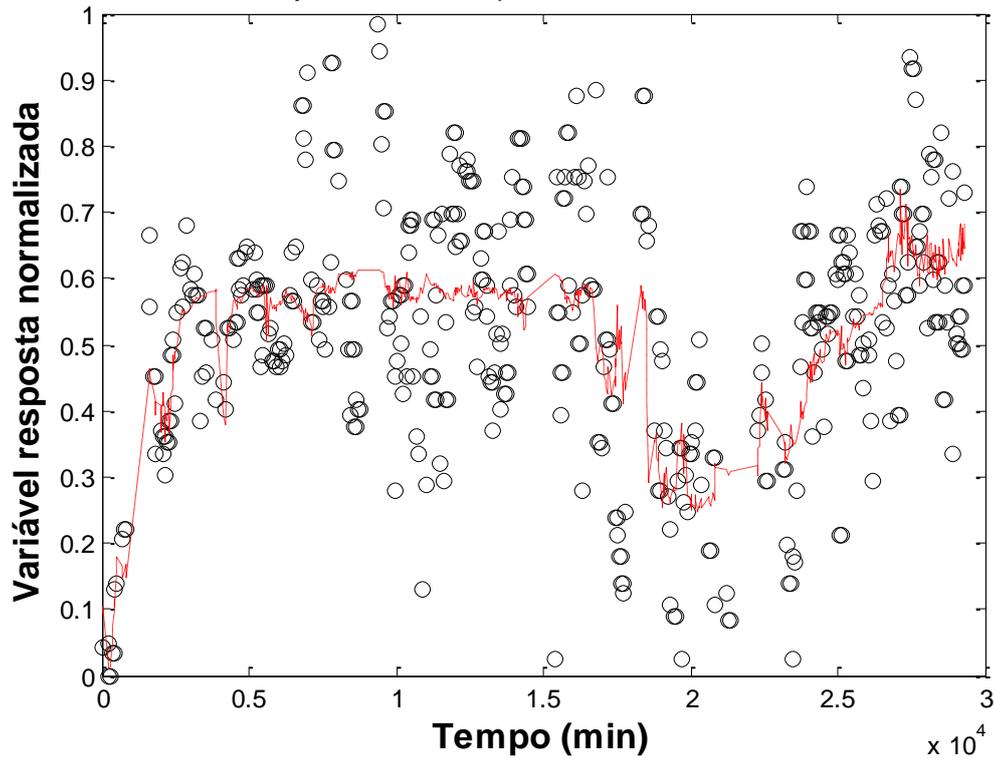


Figura 33: Simulación RNA con Algoritmo Back-Propagation 2 Capas Ocultas, 3 Neuronas en 1ª 2 Neuronas en 2ª

5.6.3.5 Comparación Modelos Matemáticos de Simulación

En esta sección se compararan los mejores cuatro modelos obtenidos de cada uno de las técnicas utilizadas.

La tabla 19 presenta los resultados de los coeficientes de correlación y el error global.

Tabla 19: Tabla Comparativa Resultados Modelos Matemáticos

	RLM	RNA RB 1C	RNA BP 1C	RNA BP 2C
Coefficiente Correlación	0,5574	0,81667	0,71044	0,63301
Error Global	7,39	5,18	6,49	6,88

En la Figura 34 presenta los resultados de los coeficientes de correlación de cada modelación.

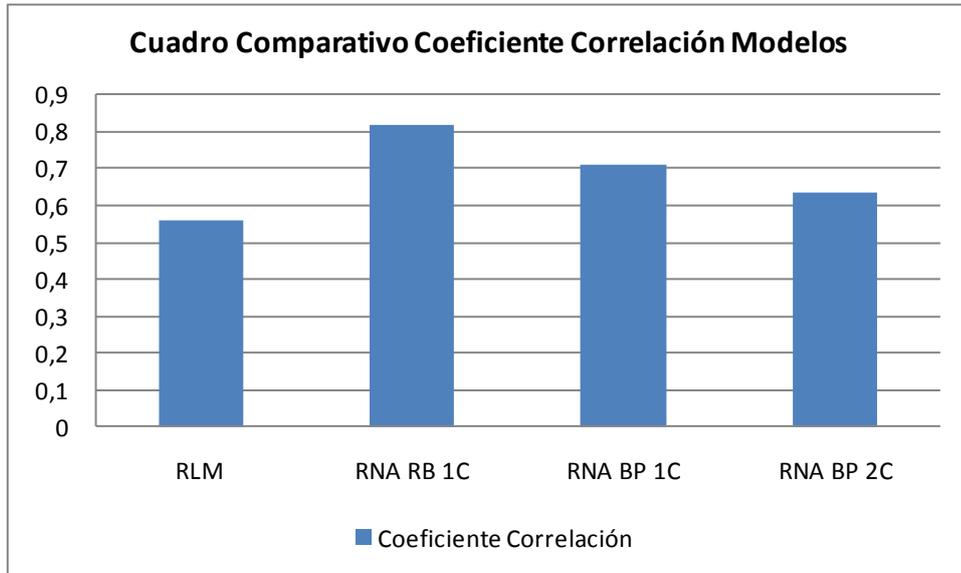


Figura 34: Coeficiente Correlación Diferentes Modelos Matemáticos

En la Figura 35 presenta los resultados referentes al error global de cada modelación.

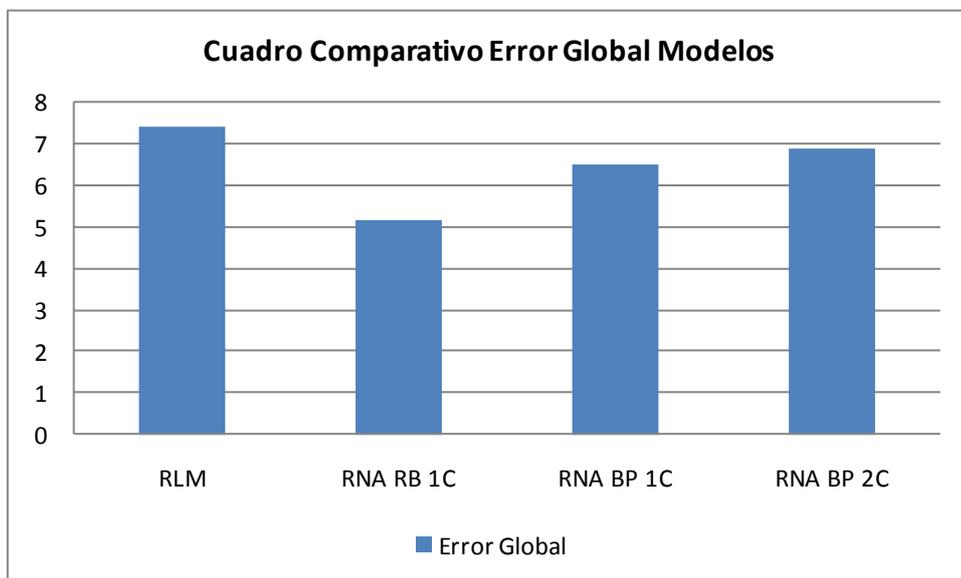


Figura 35: Error Global Diferentes Modelos Matemáticos

De todo lo anterior es claro que el modelo que mejor se ajusta a los datos obtenidos de la cocción Down Flow Lo-Solid, es la red neuronal artificial con regularización bayesiana con una capa oculta y nueve neuronas. Este obtiene el

coeficiente de correlación más alto correspondiente a 0,81667 y el error global o incertidumbre menor con 5,18 unidades.

6.- Conclusiones

1. Como parte de los objetivos principales, se logró implementar de manera exitosa el DownFlow Lo Solids. Desde el punto de vista hidráulico se consiguieron todos los flujos objetivos de acuerdo a las modificaciones introducidas.
2. Se pudo verificar un descenso en los niveles de DQO en tres de los cuatro puntos de muestreo de la línea de fibra, lo que confirma una mejora en el lavado de la pulpa. Especialmente en la pulpa a la entrada de blanqueo en donde se llegó a 10,8 (kgDQO/tas) con una reducción del 24% con respecto a cocción anterior.
3. No se logró verificar una reducción de los consumos de dióxido de cloro en blanqueo, se debe estudiar más a fondo esta condición, para en definitiva aprovechar la ventaja comparativa de contar con una pulpa más limpia.
4. Se consiguió reducir el consumo de antiespumante base aceite utilizado en el área de lavado en cerca de un 42%, esto implica bajar el específico a 0,81 (kg AE/tsa) mejorando los costos y entregando ahorros importantes.
5. El descenso de la columna de astillas no fue tan bueno como se esperaba, las variaciones de nivel se incrementaron en este periodo, sin embargo existe una componente adicional que pudo haber influenciado a este comportamiento, el cual fue la utilización de un porcentaje cercano al 40 (%) de madera de alto tiempo de almacenamiento. El cual presenta menores humedades y dificultad de impregnación.
6. Las propiedades físico-mecánicas de la pulpa en este periodo de análisis se vio afectado también por la incorporación de la mezcla de astillas de esta madera de alto tipo de almacenamiento, las variables utilizadas; viscosidad y el par tensión y rasgado indican una merma en la calidad.
7. El consumo de licor blanco también se vio incrementado por la utilización de madera antigua, aumentado su consumo en un 33,6%.
8. La variabilidad del número kappa también se vio incrementado, se estima que esto es influenciado por las variaciones de nivel y especialmente por la incorporación de una mezcla de madera poco uniforme.

9. Se generó un modelo predictivo a partir de las variables de proceso para el número kappa, este resultado ser una red neuronal con regulación bayesiana.

7.- Recomendaciones

Para el futuro se incluyen las siguientes recomendaciones:

- Cambiar distribución de licor blanco de 65 % - 15 % y 20% en las adiciones al impregnador, circulación de transferencia y circulación de MCC respectivamente. Esto reduciendo en el impregnador y aumentando en la zona de transferencia, para poder habilitar extracción del impregnador sin perder licor blanco y mejorar la calidad de la pulpa al reducir la concentración de licor en la impregnación.
- Estudiar influencia de bajo residual en la zona de lavado en el consumo de dióxido de cloro utilizado en blanqueo.
- Mejorar modelo predictivo con nuevo set de datos una vez normalizada la alimentación de astillas al digestor.

8.- Bibliografía

Andersson, N., Wilson, D., Germgard, U., "Validating Continuous Kraft Digester Kinetic Models with Online NIR Measurements", Karlstad University, Sweden, 2003.

Avila, M., "Simulación y Control Multivariable de un Digestor Continuo de Pulpa de Celulosa Mediante el Modelo de Purdue", Universidad de Concepción, 2004.

Catao de Oliveira, L., "Desenvolvimento de Analisadores Virtuais e sua Aplicacao na Predicao do Ponto Final de Ebulicao da Nafta de Craqueamento", Universidad Federal de Minas Gerais, 2010.

Dang, V., Nguyen, K., "A Systematic Approach for Determination of Optimal Conditions for Lo-Solid Kraft Pulping of Eucaliptus Nitens", Chemical Engineering Journal, 2007.

Ferguson, K., "Capital Ideas for the Fiberline", Pulping & Bleaching, 2005.

Filho, R., Aguiar, H., Polowski, N., "Hybrid Modelling Development for a Continuous Industrial Kraft Pulping Digester", European Symposium on Computer Aided Process Engineering, 2005.

Gesta Pose, M., "Introducción a las Redes de Neuronas Artificiales", Universidade da Coruña, 2009.

Grace, T., Leopold B., "Pulp and Paper Manufacture vol. 5", pp. 152-169, 1989.

Izaurieta, F., Saavedra, C., "Redes Neuronales Artificiales", Universidad de Concepción, 2005.

Jiménez, E., "Introducción al Análisis Multivariable", Universidad del Desarrollo, Chile, 2004.

Macleod, J., "Extended Delignification: Basics and New Developments", Raleigh, 1995.

Malkov, S., Leavitt, A., Stromberg, B., "Improved Understanding of Chip Steaming and Impregnation", Pulping & PCE, 2004.

Marcoccia, B., "The Theoretical Background to Lo-Solid Pulping", Kamir, 1994.

Marcoccia, B., Laakso, R., McClain, G., "Lo-Solid Pulping: Principles and Applications", Tappi Pulping Conference, Chicago, 1995.

Marcoccia, B., "Improved Digester Performance With Lo-Solids Pulping", 1996.

Melo, R., "Tecnología de la Celulosa y el Papel vol. 2, Procesos de Pulpaje y Blanqueo", Universidad de Concepción, 2001.

Miyanishi, T., Shimada, H., "Improvement of Pulp Strength and Yield by Computer Simulation of Lo-Solid Kraft Cooking", Tappi Journal Peer Reviewed Paper, 2001.

Parsons, C., Georgia Pacific Corp. Leaf River Pulp Operations Mill Report: "An Innovative Process: Downflow Lo-Solids Cooking", 2004.

Smith, G. "Modeling TRS and SO₂ Emissions From a Kraft Recovery Boiler Using an Artificial Neural Network", Tappi Journal Peer Reviewed Paper, 2000.

Stromberg, B., "Evolution of the Ahlstrom Digester", 1996.

Wisnewski, P., Doyle, F., Kayihan, F., "Fundamental Continuous-Pulp-Digester Model for Simulation and Control", AIChE Journal, 1997.