Repositorio Digital USM

https://repositorio.usm.cl

Tesis USM

TESIS de Postgrado de acceso ABIERTO

2016

CONTROL SUPERVISOR DE UNA CELDA JAMESON L-150 DE FLOTACIÓN PILOTO

ULLOA ESPINOZA, ANDRÉS IGNACIO

http://hdl.handle.net/11673/23641 Repositorio Digital USM, UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA QUÍMICA Y AMBIENTAL VALPARAÍSO – CHILE

CONTROL SUPERVISOR DE UNA CELDA JAMESON L-150 DE FLOTACIÓN PILOTO



Tesis presentada por

ANDRÉS IGNACIO ULLOA ESPINOZA

Como requisito para optar al título de

INGENIERO CIVIL QUÍMICO

y al grado académico de

MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA QUÍMICA

Profesor Guía: Dr. Luis Bergh O.

Profesor Correferente: Dr. Juan Yianatos B.

Correferente Externo: MSc. Víctor Babarovich H.

Valparaíso, diciembre 2016

Título de Tesis

CONTROL SUPERVISOR DE UNA CELDA JAMESON L-150 DE FLOTACIÓN PILOTO

Autor

ANDRÉS IGNACIO ULLOA ESPINOZA

Trabajo de Tesis, presentado en el cumplimiento parcial de los requisitos para el Título de Ingeniero Civil Químico y el Grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería Química de la Universidad Técnica Federico Santa María.

i

DR. LUIS BERGH O.

DR. JUAN YIANATOS B.

MSc. VICTOR BABAROVICH H.

Valparaíso, Diciembre 2016

Agradecimientos

A mis padres, Alejandro Ulloa y Ximena Espinoza por su apoyo y amor incondicional, por ser quienes me inspiraron a pertenecer a esta hermosa institución y a aceptar los desafíos que eso conllevaba.

A Nicole por ser mi compañera, mi apoyo, mi amiga y mi amor durante toda esta etapa. Gracias amor por hacerme feliz durante mi etapa universitaria, sin ti aseguro que todo esto hubiera sido mucho más difícil y menos entretenido.

A mis hermanos, Fabián, Gabriel y Gonzalo, quienes son un pilar fundamental dentro de mi vida, con quienes hemos crecido y seguimos siendo los mismos de siempre.

A mis amigos por hacer mi vida universitaria única e inigualable, Vasco, Sire, Pipe, Perrito, María Nacha, Mike, Tomy, Luli, Chio, Sami, Caro, Cerna, Camilo, Rami, Vonsi, Gabriel y Cami por alegrarme la vida y crear tantos recuerdos juntos.

A Tripodes F.C. por las pichangas y depositar su confianza en mí cuando jugábamos. ¡¡Al fin obtuvimos la copa cabros!!

A la profe Aldonza Jaques por su amistad, enseñanzas, apoyo y confianza durante tantos años de clases y ayudantías.

A los apoyos académicos Pato, Juanito y Jimmy por su amistad y su voluntad. A la tía Valeska por las conversaciones de mañana y tarde.

A los profesores Luis Bergh y Juan Yianatos por sus consejos, enseñanzas y disponibilidad durante el desarrollo de la tesis.

ii

Resumen

La presente investigación tiene por ob*jet*ivo desarrollar e implementar un sistema de control supervisor en una celda Jameson de flotación piloto ubicada en el Laboratorio de Control de Procesos del Departamento de Ingeniería Civil Química de la Universidad Técnica Federico Santa María.

Utilizando el sistema de control distribuido y simulador metalúrgico desarrollados en trabajos anteriores se implementa un sistema de control supervisor experto utilizando la razón de aire/pulpa y la profundidad de espuma como recursos para mantener la ley de concentrado de cobre entre el 27.7 y 28.7% maximizando la recuperación de cobre obtenida, teniendo un mínimo del 60%.

El control supervisor cuenta con dos módulos, la rutina predictiva y la rutina experta retroalimentada, el primero utiliza un modelo simplificado para predecir los objetivos metalúrgicos obtenidos bajo ciertas condiciones de operación y alimentación, con lo que se pueden predecir los movimientos en las variables operacionales, utilizando la rutina experta retroalimentada para mantener los indicadores metalúrgicos dentro de los objetivos propuestos.

El segundo es un control retroalimentado que corrige las desviaciones causadas por el primer módulo, éste elige el movimiento de uno de los dos recursos en base a un criterio de disponibilidad del recurso, para su acción el sistema debe estar en estado estacionario y el valor de proceso debe estar muy cercano a su *set point*.

El modelo simplificado se construye utilizando el método de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS por sus siglas en inglés) mediante la herramienta PLS Toolbox de Matlab. El modelo utilizado en la rutina predictiva se construye en un rango de condiciones operacionales comunes logrando buenas predicciones generados usando un simulador metalúrgico.

Finalmente, se estudian cuatro casos. En el primero se experimenta un aumento en la ley de alimentación de cobre y se evalúa el desempeño del control supervisor al habilitar y deshabilitar la rutina predictiva, los resultados son explícitos al mostrar que la acción de la

rutina predictiva disminuye en 14 minutos el tiempo en que ambos objetivos son satisfechos respecto a un control sin la rutina habilitada.

El segundo experimento muestra una disminución en la ley de alimentación de cobre, lo que genera la acción de la rutina predictiva. Debido a las condiciones extremas negativas de alimentación se obtiene una ley de concentrado dentro de la banda óptima y una recuperación muy por debajo del límite inferior. Para este caso se simula que el Scavenger, proceso hacia el cual se descargan las colas de la celda, no tiene capacidad de procesar adecuadamente una alimentación con las características actuales, por lo que mediante el panel de decisión se opta por activar solo el control de recuperación de la celda Jameson con un *set point* del 55% sacrificando la ley de concentrado de cobre.

El tercer experimento muestra nuevamente una disminución en la ley de alimentación de cobre, sin embargo, para este caso se simula que el Scavenger puede aceptar una recuperación bajo el mínimo de la celda, por lo que el control supervisor se centra en mantener la ley de concentrado de cobre por sobre el mínimo para obtener el máximo de recuperación posible.

El cuarto y último experimento coincide como la continuación de la experiencia anterior, donde se está operando en una condición poco favorable para el Scavenger y se alcanza un punto en donde es imposible mantener las condiciones actuales, por lo que se solicita al Rougher, proceso cuyo concentrado alimenta a la celda, un aumento en la ley de alimentación de cobre, en consecuencia, el control supervisor actúa en la dirección de maximizar la recuperación manteniendo la ley de concentrado de cobre dentro de la banda óptima.

Abstract

The objectives of this research is to develop and implement a supervisory control system on a L-150 pilot Jameson flotation cell, available at the Process Control Laboratory of the Chemical Engineering Department, Santa María University, Valparaíso, Chile.

Using a distributed control system and a metallurgical simulator, developed in previous projects, the supervisory expert control system is implemented to maximize the cell Cu recovery subject to produce a concentrate under technical specifications. These objectives are satisfied by modifying the set points of air to pulp ratio and froth depth of the distributed control system.

The concentrate grade must be between 27.7 and 28.7% while the process Cu recovery has to reach at least 60%.

The supervisory control system includes two main routines: expert feed forward control, to compensate for measured disturbances on the characteristics of the feed by using a simplified model to predict metallurgical objectives under the new scenery. The expert feedback control, takes care of the effect of other disturbances and some deviations produced by the first routine. This control act whenever a steady state is reached and selects the resource with lower saturation ratio.

The simplified model is built applying the methodology if partial least square regression (PLS) implemented in the PLS Toolbox of Matlab. The data to fit the model was simulated by using the metallurgical simulator under normal operating conditions in order to achieve good predictions.

Four cases are presented. In the first case, the response of the expert feedback control is compared with the response of both feedforward and feedback control when an increment on the feed Cu grade occurs. The results show that the action of both expert controls reduces in 14 minutes the time when both metallurgical objectives are satisfied.

In the second case, a decrease of the feed grade is tested. After reaching a steady state the concentrate grade is upper the low limit while recovery is below the 60% limit. Since both objectives cannot be met simultaneously, the operator receives a message, to make a decision.

In this case, it is assumed that the scavenger circuit is close to saturation and the operator decides to temporarily sacrifice the concentrate grade and increase the recovery target to 55%.

In the third case, the same general conditions are kept and the feed Cu grade is decreased. Once again after the expert feed forward control acts, both metallurgical objectives cannot be met simultaneously and the operator receives a message. In this case, it is assumed that the scavenger has some room to process the actual Jameson cell tails. The expert feedback control continues adjusting the set points to maintain concentrate Cu grade above the low limit, allowing the recovery to decrease under 60%.

The last case is the continuation of the previous one, but now the low recovery cannot be accepted because the scavenger circuit is close to reach its maximum capacity so the operator decides that the rougher concentrate Cu grade must be increased. After that change the supervisory control acts to get both objectives on target.

Índice General

Agradecimie	entosii
Resumen	iii
Abstract	v
Índice Gene	ralvii
Índice de Ta	ıblasx
Índice de Fig	gurasxi
Nomenclatu	raxiv
1. CAPIT	ULO 1: Fundamentos Teóricos1
1.1. Pri	ncipios de Flotación1
1.1.1.	Flotación1
1.1.2.	Variables de Operación2
1.1.3.	Equipos de Flotación4
1.2. Cel	lda Jameson5
1.2.1.	Principio de Operación
1.2.2.	Parámetros de Operación8
1.2.3.	Control y Automatización
1.2.4.	Diferencias con otros equipos9
1.3. Sis	temas de Control
1.3.1.	Sistema de Control Distribuido10
1.3.2.	Tipos de Sistemas de Control11
1.3.3.	Control PID
1.3.4.	Control Supervisor
1.4. Sis	tema híbrido14

2.	CA	PITU	JLO 2: Celda Jameson L-150 y Sistema de Control	16
	2.1.	Des	cripción de la celda	16
	2.1	.1.	Funcionamiento	17
	2.1	.2.	Rangos de operación	18
-	2.2.	Sist	ema de control	.19
	2.2	.1.	Estrategia de control	20
	2.2	.2.	Sintonía de control	.22
	2.3.	Cor	nunicación y software	23
	2.3	.1.	PLC	.23
	2.3	.2.	Interfaz gráfica	.24
	2.4.	Sin	ulador Metalúrgico	26
	2.4	.1.	Sensibilización del simulador	.27
	2.5.	Det	ector de Estado Estacionario	.32
3.	CA	PITU	JLO 3: Control Supervisor	.34
-	3.1.	Set	points de indicadores metalúrgicos	.34
	3.2.	Est	rategia de control	.36
	3.3.	Mo	delo simplificado	.38
	3.3	.1.	Marco Teórico	.39
	3.3	.2.	Implementación	40
	3.3	.3.	Sensibilización del modelo	51
	3.3	.4.	Modelo corregido	.57
	3.3	.5.	Sensibilización del modelo corregido	.65
	3.4.	Des	arrollo del control supervisor	68
	3.4	.1.	Rutina predictiva	71
	3.4	.2.	Rutina control experto	.72

3	.5.	Inte	rfaz gráfica	76
	3.5.	1.	Control Experto	76
	3.5.	2.	Panel de Decisión	78
4.	CA	PITU	JLO 4: Experiencias Control Supervisor	80
4	.1.	Exp	eriencia N°1: Tendencia subida de la ley	81
4	.2.	Exp	eriencia N°2: Tendencia bajada de la ley, Tipo 1	85
4	.3.	Exp	eriencia N°3: Tendencia bajada de la ley, Tipo 2	87
4	.4.	Exp	eriencia N°4: Tendencia aumento de la ley, solicitud a Rougher	89
Cor	clus	iones	5	91
Rec	ome	ndaci	iones	92
Bib	liogr	afía.		93
AN	EXO) A: I	Estadísticas de modelos PLS	94
AN	EXO) B: E	Estadísticas de modelos PLS con datos de prueba	95
AN	EXO) C: E	Estadísticas de modelo corregido PLS	96

Índice de Tablas

Tabla 2.1. Dimensiones de estanques de Celda Jameson L-150	17
Tabla 2.2. Rangos de operación Celda Jameson L-150	18
Tabla 2.3. Parámetros de sintonía de controles	22
Tabla 2.4. Condiciones base para sensibilización del simulador	27
Tabla 2.5. Razones de varianza para las distintas variables	33
Tabla 3.1. Rangos de indicadores metalúrgicos	36
Tabla 3.2. Matriz de variables de diseño experimental	43
Tabla 3.3. Información estadística variables latentes	45
Tabla 3.4. Matriz de variables para sensibilización del modelo	51
Tabla 3.5. Matriz de variables para modelo corregido	57
Tabla 3.6. Información estadística modelo corregido	59
Tabla 3.7. Constantes de proporcionalidad	76
Tabla 4.1. Cambio de condiciones de alimentación, experiencia N°1	81
Tabla 4.2. Cambio en condiciones de alimentación, experiencia N°2	85
Tabla 4.3. Cambio de condiciones de alimentación, experiencia N°3	87
Tabla 4.4. Cambio en condiciones de alimentación, experiencia N°4	89

Índice de Figuras

Figura 1.1. Diagrama de	bloques del proceso de flotación.	1
Figura 1.2. Zonas de una	celda Jameson	6
Figura 1.3. Diagrama de	bloques del sistema híbrido	15
Figura 2.1. Diagrama de	celda Jameson L-150	16
Figura 2.2. P&ID instala	ción Celda Jameson L-150	20
Figura 2.3. Ventana prine	cipal HMI	25
Figura 2.4. Lógica simul	ador metalúrgico	26
Figura 2.5. Análisis de se	ensibilidad flujo de alimentación fresca, en recuperación y ley	de
concentrado		28
Figura 2.6. Análisis de se	ensibilidad ley alimentación de cobre, en recuperación y ley de	e
concentrado		29
Figura 2.7. Análisis de se	ensibilidad granulometría +#200 (75 [µm]), en recuperación y	
ley de concentrad	lo	29
Figura 2.8. Análisis de se	ensibilidad flujo agua de lavado, en recuperación y ley de	
concentrado		30
Figura 2.9. Análisis de se	ensibilidad razón aire/pulpa, en recuperación y ley de	
concentrado		31
Figura 2.10. Análisis de	sensibilidad profundidad de espuma, en recuperación y ley de	
concentrado		32
Figura 3.1. Ley de conce	ntrado en estado estacionario	35
Figura 3.2. Pantalla princ	cipal PLS Toolbox	41
Figura 3.3. Ventana de o	peración PLS Toolbox	42
Figura 3.4. Variables late	entes ley de concentrado de cobre	44
Figura 3.5. Variables late	entes recuperación de cobre	45
Figura 3.6. Modelo vs sin	mulador ley de concentrado de cobre, color Q residuals	46
Figura 3.7. Modelo vs sin	mulador ley de concentrado de cobre, color Hotelling's T ²	47
Figura 3.8. Residuos ley	de concentrado de cobre	48
Figura 3.9. Modelo vs sin	mulador recuperación de cobre, color Q residuals	49

Figura 3.10. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color Hotelling's T ² 49
Figura 3.11. Residuos de recuperación de cobre50
Figura 3.12. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación de cobre52
Figura 3.13. Comparación modelo vs simulador, caudal de alimentación fresca53
Figura 3.14. Comparación modelo vs simulador, granulometría +#20053
Figura 3.15. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado54
Figura 3.16. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación con APR 0.3555
Figura 3.17. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado con APR 0.3555
Figura 3.18. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación con profundidad de
espuma 30 [cm]56
Figura 3.19. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado con profundidad
de espuma 30 [cm]56
Figura 3.20. Variables latentes ley de concentrado de cobre modelo corregido
Figura 3.21. Variables latentes recuperación de cobre modelo corregido
Figura 3.22. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color Q residuals60
Figura 3.23. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color T ² Hotelling's 60
Figura 3.24. Residuos ley de concentrado de cobre
Figura 3.25. Residuos para ley de concentrado de cobre con modelo corregido
Figura 3.26. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color Q residuals
Figura 3.27. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color T ² Hotelling's63
Figura 3.28. Residuos recuperación de cobre
Figura 3.29. Residuos para recuperación de cobre con modelo corregido
Figura 3.30. Comparación modelo corregido vs simulador, ley de alimentación
Figura 3.31. Comparación modelo corregido vs simulador, caudal de alimentación fresca 67
Figura 3.32. Comparación modelo corregido vs simulador, granulometría +#20067
Figura 3.33. Comparación modelo corregido vs simulador, flujo de agua de lavado
Figura 3.34. Rutina principal del control supervisor desarrollado
Figura 3.35. Rutina predictiva de control supervisor desarrollado72
Figura 3.36. Rutina experta de control supervisor desarrollado74
Figura 3.37. Ventana control experto del HMI77
Figura 3.38. Ventana decisión extrema del HMI

Figura 4.1. Circuito de flotación RCS típico	80
Figura 4.2. Razones de saturación, experiencia N°1 sin control predictivo	82
Figura 4.3. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°1 sin control predictivo	82
Figura 4.4. Razones de saturación, experiencia N°1 con control predictivo	84
Figura 4.5. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°1 con control predictivo	84
Figura 4.6. Razones de saturación, experiencia N°2	86
Figura 4.7. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°2	86
Figura 4.8. Razones de saturación, experiencia N°3	88
Figura 4.9. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°3	88
Figura 4.10. Razones de saturación, experiencia N°4	90
Figura 4.11. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°4	90

Nomenclatura

ΔL	: Distancia entre sensores de presión en el downcomer.				
ΔΡ	: Diferencia de presión entre sensores del downcomer.				
A _C	: Área transversal de la celda de flotación.				
APR	: Razón aire/pulpa.				
At	: Acción del actuador en un tiempo t.				
С	: Flujo másico de concentrado.				
CV	: Cross Validation o validación cruzada.				
e _R	: Error registrado para la recuperación.				
et	: Error registrado en un tiempo t.				
e _{xc1}	: Error registrado para el valor mínimo de ley de concentrado.				
e _{xc2}	: Error registrado para el valor máximo de ley de concentrado.				
F	: Flujo másico de alimentación.				
FA	: Flujo volumétrico de alimentación.				
Faire	: Flujo volumétrico de aire.				
F_L	: Flujo volumétrico de agua de lavado.				
FrIC	: Control en razón de flujos.				
FT	: Sensor de flujo.				
g	: Aceleración de gravedad.				
Gr	: Porcentaje de granulometría +#200 (75 [µm]).				
h _F	: Profundidad de espuma.				
J_{G}	: Velocidad superficial de aire.				

K _D	: Ganancia derivativa del control PID.
ki	: Constantes de proporcionalidad para el recurso i.
KI	: Ganancia integral del control PID.
Kp	: Ganancia proporcional del control PID.
Ley	: Ley de concentrado de cobre.
LIC	: Control de nivel.
Р	: Matriz de <i>loadings</i> para X modelo PLS.
PT	: Sensor de presión.
Q	: Matriz de <i>loadings</i> para Y modelo PLS.
Rec	: Recuperación de cobre.
r i	: Razón de disponibilidad del recurso i.
RMSEC	: Raíz del error cuadrático medio de la calibración.
RMSECV	: Raíz del error cuadrático medio de la validación cruzada.
RMSEP	: Raíz del error cuadrático medio de la predicción.
Т	: Flujo másico de colas.
Т	: Matriz de scores para X modelo PLS.
U	: Matriz de scores para Y modelo PLS.
ui	: Valor del recurso i.
u _{max}	: Valor máximo del recurso i.
u _{min}	: Valor mínimo del recurso i.
Ut	: Vector de recursos en un tiempo t.
V	: Válvula.
W	: Matriz de pesos modelo PLS.

_____ xv)_____

X	: Matriz de variables de entrada modelo PLS.
XC	: Ley de mineral en el concentrado.
X _F	: Ley de mineral en la alimentación.
XT	: Ley de mineral en las colas.
Xt	: Vector de variables independientes en un tiempo t.
Y	: Matriz de variables de salida modelo PLS.
y sp	: Vector de set point de variables dependientes.
y t	: Vector de variables dependientes en un tiempo t.
εG	: <i>Holdup</i> de aire.
ρ _Ρ	: Densidad de pulpa.

CAPITULO 1: Fundamentos Teóricos

1.1. Principios de Flotación 1.1.1. Flotación

La flotación es un proceso físico – químico trifásico (sólido – líquido – gaseoso) utilizado para la separación o concentración de especies mineralógicas u otras especies en operaciones a nivel industrial.

Este proceso se basa en la interacción entre burbujas y las partículas de sólido suspendidas dentro de un estanque. La pulpa (sólido – líquido) ingresa al sistema y gracias a la disipación de energía, las partículas de mineral chocan con las burbujas, adhiriéndose de forma selectiva de acuerdo al carácter hidrófobo del mineral, formando el agregado partícula – burbuja.

El agregado partícula – burbuja asciende como consecuencia de la menor densidad en conjunto respecto al medio líquido, llegando a la zona de espuma, luego las partículas más afines son descargadas al concentrado. Por otro lado, las partículas más hidrófilas descienden hacia el fondo del estanque y se dirigen hacia las colas. (Yianatos & Vinnett, 2015).

La flotación se puede dividir en dos etapas que son colección y limpieza (espuma), como se puede ver en la Figura 1.1. La zona de colección es donde la pulpa en conjunto con aditivos entra en contacto con la fase gaseosa formando el agregado burbuja – partícula, mientras que aquellas partículas que no forman el agregado son descargadas por las colas. La zona de limpieza es donde los agregados ascienden formando un colchón de espuma, el cual se encarga de generar la última discriminación entre las partículas de interés y la ganga (mineral no deseado), descargando el mineral de interés en mayor proporción hacia el concentrado y aquel que no logra ser descargado es devuelto a la zona de colección.



Figura 1.1. Diagrama de bloques del proceso de flotación.

Existen dos variables que definen la eficiencia del proceso: la recuperación y la ley de concentrado. La recuperación se define como la razón entre la masa de mineral valioso en el concentrado y la masa de mineral valioso en la alimentación, como se aprecia en la Ec. 1.1.

$$Recuperación [\%] = \frac{masa \ mineral \ valioso \ en \ concentrado}{masa \ mineral \ valioso \ en \ alimentación} 100 = \frac{C \ x_{C_i}}{F \ x_{F_i}} \quad (Ec. \ 1.1)$$

La ley de mineral corresponde a la fracción de mineral valioso dentro de una corriente, en consecuencia, la ley de concentrado es la razón entre la masa de mineral valioso en el concentrado y la masa de mineral total en el concentrado, como se aprecia en la Ec. 1.2.

$$Ley_{Concentrado}[\%] = \frac{masa \ de \ mineral \ valioso \ en \ concentrado}{masa \ de \ mineral \ total \ en \ concentrado} * 100$$
(Ec. 1.2)

La ley de concentrado y la recuperación se encuentran relacionadas de manera inversa en una operación normal, a modo de que cuando la recuperación aumenta, la ley en concentrado disminuye debido a que al aumentar la recuperación se aumenta la cantidad de ganga que es arrastrada al concentrado y, además disminuye la ley del mineral flotado (aumento de ganga asociada) disminuyendo la ley del concentrado final.

1.1.2. Variables de Operación

A continuación, se describen las principales variables que permiten modelar el funcionamiento de una celda de flotación

Tiempo de residencia

Es uno de los factores que afectan la ley de concentrado y, principalmente a la recuperación de mineral valioso. El tiempo medio de residencia en la zona de colección puede estimarse mediante la relación entre el volumen efectivo y el flujo volumétrico de alimentación. Factores como el porcentaje de sólidos en la alimentación y cambios de flujo afectan directamente al tiempo de residencia en zona de colección. Por otra parte, el tiempo de residencia en la zona de limpieza es sensible a los cambios en flujo de aire, profundidad de espuma y agua de lavado (Yianatos & Vinnett, 2015).

Reactivos

Los reactivos más utilizados en flotación son los colectores, espumantes y modificadores. Se debe acondicionar la pulpa de buena forma, de lo contrario se pueden evidenciar dificultades en la operación y una disminución importante en los indicadores de eficiencia del proceso.

- Colectores: Son necesarios para la captura selectiva del mineral de interés.
- Espumantes: Son utilizados para reducir el tamaño de burbujas y generar una espuma estable.
- Modificadores: Son utilizados a modo de modificar variables críticas como el pH.

Tamaño de partícula y grado de liberación

Para propiciar una buena operación del proceso, el mineral debe tener un grado de liberación y tamaño de partícula adecuado. El grado de liberación hace referencia a qué tan expuesta se encuentra la superficie del mineral valioso dentro del mineral, pues esto es de vital importancia para su flotación. Por otro lado, el tamaño de partícula debe ser lo suficientemente pequeño para poder ser transportado en conjunto con las burbujas y lo suficientemente grande para poseer el *momentum* necesario para colisionar y adherirse a la burbuja.

Dispersión de aire

La dispersión del gas es una variable de suma importancia en procesos de flotación, se definen dos parámetros principalmente a escala industrial: la velocidad superficial de gas (J_G) y el *holdup* de gas (ϵ_G).

La velocidad superficial del gas es una de las variables importantes en el control del proceso de flotación. A modo general, mientras mayor es el J_G mayor es la recuperación, gracias al aumento del área de contacto disponible en las burbujas, sin embargo, un aumento excesivo afecta de forma negativa al proceso, ya que aumenta el diámetro de burbuja y se generan zonas de mayor turbulencia afectando a la estabilidad en la zona de limpieza, lo que produce un aumento en el arrastre y pérdida en la interface pulpa – espuma.

El *holdup* de gas corresponde a la fracción volumétrica de gas contenida dentro de un equipo, normalmente es medido en la zona de colección y depende del tipo de espumante utilizado,

el flujo de gas que ingresa a la celda, el tamaño de las burbujas y de la carga de sólidos al equipo.

Profundidad de espuma

La profundidad de espuma (h_F) es una variable de importancia en la selectividad del proceso al modificar la carga de mineral valioso que es descargado al concentrado. Mientras mayor sea la profundidad de espuma, mayor es el drenaje de agua a través de ésta, lo que implica flotar menos ganga y aumentar la ley del concentrado. A su vez, existe una mayor probabilidad de que las partículas se desprendan de las burbujas al encontrarse un mayor tiempo dentro de la espuma, disminuyendo la recuperación.

Agua de lavado

El agua de lavado busca evitar el arrastre de ganga hacia el concentrado, favoreciendo la reducción de insolubles. Sus funciones básicas son reemplazar el agua de alimentación, lo cual reduce el arrastre hidráulico de partículas hidrófilas y aumenta la estabilidad de la espuma al disminuir la coalescencia de burbujas.

La efectividad del agua de lavado depende de su flujo y la distribución homogénea en la espuma.

Bias

El bias es la fracción neta de agua que fluye a través de la espuma. Es deseado que el flujo neto de agua sea descendente, para evitar el arrastre a la parte superior de la columna del material hidrófilo (Quijanes, 2015).

1.1.3. Equipos de Flotación

Los equipos de flotación deben cumplir la función de separar materiales heterogéneos en un sistema multicomponente y multifase. En estos se llevan a cabo las etapas de formación de agregado partícula – burbuja y separación selectiva entre especies.

El diseño de un equipo de flotación debe considerar una alta intensidad en la zona de mezclado, relativa calma en la zona de limpieza, interfase pulpa – espuma definida y estable

y tener un transporte de espuma hacia el rebalse a modo de generar un concentrado con alta concentración de mineral valioso.

Las celdas de flotación se pueden clasificar en dos grandes tipos: celdas mecánicas y celdas neumáticas.

Celdas mecánicas: Son aquellas que disponen de un medio mecánico de agitación para mantener el sólido en suspensión, dispersar el aire en pequeñas burbujas y favorecer la formación del agregado partícula – burbuja.

Se pueden subclasificar de acuerdo a la forma en que el aire es ingresado al equipo en: celdas auto-aspirantes, las cuales utilizan el vacío creado por el movimiento del rotor para inducir la entrada de aire desde la atmósfera y celdas con aire forzado, las cuales necesitan de un impulsor externo (compresor o similar) como sistema de inyección de aire.

Celda neumática: Su principal diferencia con las celdas mecánicas es la ausencia de un agitador mecánico y utilizan, por lo general agua de lavado al ser su principal función el aumento de la ley del concentrado final.

Se subclasifican de acuerdo al tipo de contacto aire – pulpa en: contra – corriente, donde la pulpa es alimentada por el tope del equipo y el aire inyectado por el fondo, y en co – corriente, donde tanto la pulpa como el aire son ingresados por el tope del equipo. La celda Jameson se encuentra en esta última categoría.

1.2. Celda Jameson

La celda Jameson es una celda de flotación de reducido tamaño y alta intensidad capaz de crear circuitos de menor costo y mayor rendimiento. Desarrollada por el profesor Graeme Jameson de la Universidad de Newcastle, Australia e instalada por primera vez en la operación de Mt Isa Mines a comienzos de los años 90 a fin de mejorar algunas de las debilidades presentadas por las columnas de flotación.

Al pasar los años las celdas Jameson han crecido en tamaño físico y en capacidad de flujo, siendo capaces de adaptarse a una gran cantidad de procesos como la flotación de carbón, metales base y preciosos, grafito y en la recuperación de solventes orgánicos en procesos de extracción por solvente.

1.2.1. Principio de Operación

La celda Jameson está compuesta de dos secciones principalmente que son el estanque de separación y el tubo de descenso o *downcomer*, en algunos casos con instalaciones grandes, se pueden utilizar 30 *downcomers* en un solo estanque para poder tratar grandes flujos de alimentación. La Figura 1.2 muestra las partes de una celda Jameson con dos tubos de descenso (Evans, et al., 1995).



Figura 1.2. Zonas de una celda Jameson. (Glencore Technology, 2014)

Downcomer

El *downcomer* es el corazón de la celda Jameson. Consiste en un tubo vertical con dos líneas de entrada en el tope de éste, la alimentación y la succión de aire, la base del tubo está abierta y conectada con el estanque de separación por debajo del nivel de pulpa en la celda.

En esta sección ocurre un intenso contacto entre las partículas de mineral y las burbujas de aire. La alimentación es impulsada por una bomba a través de una tobera con pequeño diámetro creando un flujo *jet* de alta presión. El aire es arrastrado por la pulpa a alta presión generando vacío dentro del *downcomer*, por lo que al existir una entrada conectada a la atmósfera se genera succión de aire hacia el interior del tubo. El flujo de alta presión al

impactar con la pulpa existente en el *downcomer*, arrastra aire, el cual al impactar en el líquido se rompe y dispersa en finas burbujas, las que interactúan fuertemente con el mineral de la pulpa. La alta intensidad de mezcla y la alta superficie de contacto pueden generan resultados de colección eficientes, rápidos y de alta capacidad (Glencore Technology, 2014).

Estanque de separación

El estanque de separación cuenta con dos secciones que son la zona de pulpa y la zona de espuma, siendo un homólogo de las columnas de flotación convencionales, pero con un tamaño mucho menor (menor al 30% de las columnas) gracias a que la colección ocurre principalmente en el tubo de descenso, por lo que el estanque se utiliza como zona calma para separación de fases.

La zona de pulpa es donde el mineral de interés se separa de la pulpa en conjunto con las burbujas de aire. Las velocidades de diseño y la densidad de operación permiten mantener a las partículas en suspensión sin la necesidad de elementos mecánicos para agitación. Como ya se mencionó, la colección ocurre principalmente en el *downcomer*, por lo que este estanque está diseñado según el tiempo de residencia necesario para la separación de las fases, generando que los equipos sean de un volumen mucho menor a los equipos convencionales (Glencore Technology, 2014).

La zona de espuma corresponde a la sección definida por la interface pulpa – espuma y la descarga de la celda, su función es controlar la ley de concentrado con la profundidad de espuma, el drenaje y el agua de lavado. Las celdas están diseñadas para asegurar una eficiente y calma zona que maximice la recuperación en la espuma (Glencore Technology, 2014).

1.2.2. Parámetros de Operación

Las variables de operación generales ya fueron mencionadas en la Sección 1.1.2, sin embargo, existe un parámetro que es de principal importancia en el funcionamiento de la celda Jameson, la razón aire/pulpa o APR por sus siglas en inglés.

Razón aire/pulpa

Se define como la razón entre el flujo volumétrico de aire y el de pulpa que ingresan a la celda. Este parámetro se utiliza para saber si el equipo está operando en una zona óptima y estable dentro del *downcomer*.

Generalmente, los valores de operación se encuentran entre 0.3 y 0.9. A menor APR se obtiene un efecto de mayor estabilidad al generar un flujo de burbujas más fino y, en consiguiente, una mayor área superficial de contacto por unidad de volumen, sin embargo, si el valor es muy bajo se puede obtener una producción muy baja. Por otro lado, altos niveles de APR pueden generar inestabilidades dentro del *downcomer* (Evans, et al., 1995).

1.2.3. Control y Automatización

En el control de la celda Jameson hay tres variables de mayor importancia: profundidad de espuma, agua de lavado y flujo de alimentación (Evans, et al., 1995).

Control de profundidad de espuma

El control de profundidad de espuma es esencial para mantener estabilidad en la ley de concentrado, lo cual es logrado utilizando un lazo de control retroalimentado que utiliza como recurso el flujo de cola y una válvula neumática ubicada en la línea de descarga de colas como actuador.

Control de agua de lavado

El agua de lavado es una variable operacional que permite mantener la ley de concentrado en niveles estables para maximizar la recuperación. El control se realiza mediante un lazo de control abierto utilizando como recurso el agua de lavado y como actuador las revoluciones por minuto (rpm) de la bomba que impulsa ésta hasta el tope de la celda.

Control del flujo de alimentación

El flujo de alimentación al *downcomer* debe ser capaz de generar un flujo *jet* a través de la disminución de diámetro al inicio de éste y mantenerse constante en el tiempo a modo de asegurar una operación estable. Para lograrlo se pueden utilizar una serie de estrategias como utilizar una bomba con regulador de velocidad, controlar la adición de agua en la alimentación fresca y controlar la recirculación de una fracción de las colas a la alimentación. Cualquiera de las alternativas anteriores depende de las condiciones de la planta.

1.2.4. Diferencias con otros equipos

Alta capacidad de producción

La celda Jameson presenta una reducida área necesaria para tratar caudales sobre los 3.000 [m³/h] y obtener altas recuperaciones y leyes, gracias a la fuerte interacción que ocurre en el *downcomer* entre partículas de mineral y burbujas de aire. Esto se refleja en una reducción de entre un 30 y 40% del volumen ocupado por la pulpa en comparación a lo ocurrido en celdas convencionales.

Carencia de elementos de alto desgaste

Elementos como agitadores mecánicos o lanzas de inyección de aire que ayudan a mantener las condiciones óptimas de operación y generan un alto costo de mantención. La celda Jameson no cuenta con estos elementos, por lo que no requiere de repuestos y tiene un bajo costo de mantención.

Recuperación de partículas finas

Las finas burbujas formadas en el *downcomer* sumado a la amplia área superficial de contacto generan que las partículas más finas puedan ser colectadas por las burbujas lo que aumenta el mineral valioso recuperado. Esto sería menos eficiente con un mayor diámetro de burbuja.

Necesidad de presión en la alimentación

El flujo de *jet* formado en el inicio del *downcomer* requiere de presión para alcanzar la velocidad necesaria para lograr inducir la entrada de aire y el consiguiente rompimiento de

éste en pequeñas burbujas para lo cual es necesario un elemento que genere el alza de presión necesaria como lo es una bomba.

Burbujas finas

Si bien es cierto que la formación de burbujas finas es útil al momento de recuperar partículas finas o con las características de alimentación a una etapa de limpieza, éstas pueden ser contraproducentes al momento de introducir una celda Jameson a una etapa *Rougher*, donde la alimentación es por lo general mucho más irregular y gruesa respecto a la que entra a una etapa de limpieza. Las burbujas finas pueden no tener la suficiente inercia frente a una alimentación con mayor contenido de gruesos generando ineficiencias en el proceso de colección.

1.3. Sistemas de Control

Antes del control automático, las plantas de procesos eran supervisadas y controladas de forma manual por los operadores, basándose en los indicadores de instrumentos ubicados en terreno. Este proceso era constante y requería de una rutina impecable para tener una idea sobre cómo estaba funcionando y si ésta ha sufrido alguna perturbación en el tiempo, lo cual hace a este sistema poco estable y eficiente al no poder detectar con certeza si existe alguna perturbación mayor (Quijanes, 2015).

Tras el desarrollo del control automático, esta situación cambió radicalmente, pues el sistema permite mantener los valores de las variables de interés dentro de un rango controlado, sin la necesidad de una intervención directa en terreno. Esto redujo ampliamente los accidentes causados por la exposición de operadores a procesos con riesgos, como lo son operaciones con alta temperatura o que utilizan fluidos peligrosos, por lo que es imperante mantener las condiciones para que no sufran los equipos alguna alteración importante, además puede reducir la variabilidad en los procesos.

1.3.1. Sistema de Control Distribuido

El Sistema de Control Distribuido (SCD) lo integran múltiples procesadores, distribuidos de modo que cada procesador se encuentre encargado de un grupo de lazos de control, agrupados

de acuerdo a las distintas instalaciones físicas de una planta de procesos. Estos procesadores se encuentran enlazados para compartir información entre ellos y con consolas de operación.

Se introduce el concepto de redundancia con el desarrollo de nuevos sistemas de control, a modo de usar las nuevas señales digitales y, en conjunto con las unidades de proceso, sean capaces de generar respuestas automáticas en funciones críticas en caso de ocurrir una falla.

El SCD se compone principalmente de tres partes (Acedo, 2006):

- Interfaz del operador: Herramienta en forma de consola usada para supervisar el proceso desde una sala de control. La consola muestra todos los lazos de control e instrumentos dispuestos a lo largo de la planta.
- Interfaz del proceso: Se puede realizar mediante un PLC (*Programmable Logic Controller*) el cual se encarga del procesamiento de los lazos de control con entrada, desde instrumentos de medida, y salida hacia elementos de actuación en la planta.
- Vía de datos: Método de conexión entre ambas interfaces. Existe una vía principal y otra de reserva, que entra en acción al momento de un fallo en la vía principal a modo de no afectar el control de la planta.

1.3.2. Tipos de Sistemas de Control

A modo general, los sistemas de control se pueden clasificar en dos grandes grupos: lazo abierto y lazo cerrado (Perry & Green, 2008).

Lazo abierto: La variable a controlar se deja en manipulación manual o, dicho en otras palabras, sin usar ninguna medición de proceso. Este tipo de operación es aceptable cuando se trata de un proceso bien conocido y con baja variabilidad.

Lazo cerrado: Usa la medición de uno o más procesos para su actuación a modo de modificar en base a información del proceso la variable ob*jet*ivo. Pueden ser del tipo retroalimentado (*feedback*) o pre alimentado (*feedforward*).

En el control retroalimentado la variable controlada es comparada con un valor deseado o *set point*, calculando el error entre ellas. En base a este valor se actúa sobre la variable manipulada utilizando un actuador a modo de minimizar el error.

El control pre alimentado usa la medición de una variable independiente para corregir el efecto que su desviación producirá en la variable objetivo. Usualmente ambos controles son unidos para eliminar cualquier perturbación producida por el mismo procedimiento o por otras perturbaciones y así tener un control más robusto.

1.3.3. Control PID

El control PID es un mecanismo de control por retroalimentación que tiene tres parámetros distintos: proporcional, integral y derivativo. Cada uno de ellos depende del error entre la variable y su *set point*. Es la técnica de control más utilizada en la industria, donde más del 80% de los lazos de control son proporcionales e integrales.

Acción Proporcional

La acción proporcional define que la acción del actuador para corregir la variable de interés es directamente proporcional al error entre la variable y *set point*. Matemáticamente se puede expresar esto de acuerdo a la Ec. 1.3.

$$A_t = K_p \ e_t \tag{Ec. 1.3}$$

Donde A_t corresponde a la acción del actuador, K_p es la constante de proporcionalidad y e_t es el error entre la variable y su *set point*.

Si la constante de proporcionalidad es muy baja, se obtendrá una respuesta estable, pero muy lenta ante cambios en el *set point*, debido a que el controlador no tiene suficiente agresividad para realizar cambios rápidos.

La principal desventaja es que este tipo de control deja un error remanente en el tiempo (*offset*), el cual disminuye a medida que K_p es más alto, ocasionando además oscilaciones e inestabilidad.

Acción Integral

El parámetro integral tiene como ob*jet*ivo eliminar o minimizar el *offset* producido por el control proporcional al utilizar los valores históricos de la variable mediante la integral del error. Matemáticamente se expresa con la Ec. 1.4.

$$A_t = K_i \int_0^t e(t) dt \qquad (Ec. 1.4)$$

Donde A_t corresponde a la acción del actuador, K_i es la ganancia integral y e_t es el error entre la variable y su *set point*.

Mientras más alto es Ki más rápida será la respuesta del control, pero más oscilatoria.

Acción Derivativa

El ob*jet*ivo del parámetro derivativo es predecir la dirección de cambio mediante la observación de la rapidez de cambio del error, mediante su derivada, en otras palabras, al haber un cambio en el error se realiza un cambio en el actuador a fin de hacer mínimo el error corrigiéndolo a la misma velocidad que se produce. La Ec. 1.5 describe su funcionamiento.

$$A_t = K_d \frac{de(t)}{dt}$$
(Ec. 1.5)

Donde A_t corresponde a la acción del actuador, K_d es la ganancia derivativa y e_t es el error entre la variable y su *set point*.

Este tipo de acción es utilizada en procesos de dinámica lenta (cambios lentos), donde es factible predecir de forma confiable la rapidez de cambio, lo que generaría una respuesta más rápida. En procesos como la flotación, donde el ruido es elevado la incorporación de este parámetro tiene implicancias negativas, por lo que generalmente no es utilizado.

1.3.4. Control Supervisor

El control supervisor permite abordar problemas acotados de una gran complejidad mediante el uso de algoritmos computacionales. Su principal función es mantener el proceso bajo las restricciones pertinentes y para tal fin posee la capacidad de modificar ciertos parámetros del sistema de controles básicos de acuerdo a los requerimientos de la operación (Perry & Green, 2008).

La base del algoritmo es utilizar la experiencia de un experto, el cual conoce todas las restricciones y situaciones operacionales. Estas se transforman en las reglas lógicas a seguir para que el sistema sea capaz de dar las soluciones pertinentes para cada caso. Hay que tener

en cuenta que cada operación tiene sus propias restricciones, pudiendo variar de caso en caso (Bergh & Yianatos, 2009).

Dentro de las características más importantes de un control supervisor se encuentran la modificación de los *set point* de cada uno de los controles básicos, determinación de funciones de coordinación entre los procesos y el procesamiento de la información, todo esto debe expresarse a través de una interfaz de usuario a modo de poder comprender los cambios realizados.

1.4. Sistema híbrido

Algunos procesos pueden ser separados fenomenológicamente en varios niveles. El primero corresponde a como distintas corrientes son mezcladas o separadas en una unidad de proceso, donde en la mayoría de los casos las propiedades físicas de éstas, tales como la densidad o la viscosidad, son invariantes o corresponden a una función de la temperatura.

Un segundo nivel corresponde a considerar el cambio de propiedades como la concentración de un sólido, la cual puede cambiar cuando ocurre una reacción química o una separación selectiva de alguna especie de una fase a otra. Un cambio de concentración importante puede generar cambios en las capacidades de transporte.

A modo general, la hidrodinámica del proceso no se ve influenciada de forma significativa por cambios en la concentración, por lo que el comportamiento del proceso se puede representar en dos niveles en plantas pilotos:

- Experimentalmente cada fluido, ya sea líquido, sólido o gaseoso, puede ser sustituido por un fluido manejable y de bajo costo, como agua y aire en procesos de flotación, con lo que se puede representar la hidrodinámica de mezclado o separación de buena forma. Bajo estas condiciones se puede realizar el trabajo experimental de forma segura y a bajo costo.
- 2) Bajo las condiciones del punto anterior, los cambios en la concentración no se pueden representar físicamente, por lo que la solución es utilizar modelos con los que se pueda predecir éstos cambios midiendo las variables operacionales que los describan.

En consecuencia, si un modelo está disponible y hay una planta piloto operada con fluidos de bajo costo e instrumentada, el sistema hibrido puede ser desarrollado y las variables objetivo son predichas por los modelos bajo un amplio rango de operación.

Distintos tipos de modelos pueden ser construidos a modo de generar resultados como variables virtuales de salida a partir de variables reales de entrada y salida, y variables virtuales de entrada, este proceso se describe en la Figura 1.3.



Figura 1.3. Diagrama de bloques del sistema híbrido

Al utilizar este sistema se puede implementar un sistema de control distribuido para controlar las variables más importantes del proceso, al igual que implementar sistemas de monitoreo, diagnóstico y detección de fallas a bajo costo considerando una aproximación razonable al comportamiento real del proceso (Bergh, 2011).

CAPITULO 2: Celda Jameson L-150 y Sistema de Control

2.1. Descripción de la celda

La celda Jameson L-150 es un equipo a escala laboratorio ubicada en el Laboratorio de Control de Procesos del Departamento de Ingeniería Química y Ambiental de la Universidad Técnica Federico Santa María. Es propiedad de la empresa X-T (Glencore Technology).

Dentro de los equipos que la conforman se encuentra un tubo de descenso (*downcomer*), un estanque de separación, un cajón de alimentación con sistema de recirculación de colas, una bomba de alimentación, un sistema de agua de lavado, panel de control, válvulas e instrumentación, tal como se puede apreciar en la Figura 2.1.



Figura 2.1. Diagrama de celda Jameson L-150

El sistema opera en un circuito cerrado recirculando las colas hacia el cajón de alimentación, utilizando un sistema agua – aire con espumante, a modo de simular la fluido dinámica del proceso industrial.

Las dimensiones de la celda se pueden apreciar en la Tabla 2.1.

Downcomer			
Largo <i>downcomer</i>	262	[cm]	
Diámetro downcomer	25	[cm]	
Diámetro orificio	3.8	[mm]	
Estanque de separación			
Largo	138	[cm]	
Diámetro	150	[mm]	
Tanque de alimentación			
Largo	85	[cm]	

 Tabla 2.1. Dimensiones de estanques de Celda Jameson L-150

Largo	85	[cm]
Diámetro	40	[mm]

La celda Jameson tiene acoplado un sistema de control manual, a modo de controlar de forma directa las principales variables de proceso como lo son el flujo de alimentación (control sobre las RPM de la bomba centrífuga) y el flujo de agua de lavado (control sobre las RPM de la bomba peristáltica).

Además, se cuenta con instrumentación para los flujos de alimentación, aire y agua de lavado, presión de alimentación, vacío en el *downcomer* y profundidad de espuma (mediante el sistema de "vasos comunicantes"), con lo que se desarrolla un sistema de control distribuido. Más información en (Quijanes, 2015).

2.1.1. Funcionamiento

La alimentación a la celda se realiza mediante una bomba centrífuga, que succiona agua con espumante desde el cajón de alimentación y la descarga en el tope de la celda en el *downcomer*.

El agua pasa por una tobera de diámetro reducido, lo que genera un chorro de alta velocidad (flujo *jet*), desplazando el aire que se encuentra en el interior del *downcomer* produciendo vacío. La diferencia de presión entre el interior de éste y la atmósfera genera el ingreso de aire al sistema.
La alta intensidad del ingreso de aire en conjunto a la alta velocidad del flujo *jet* genera que el aire se rompa en finas burbujas al impactar con el líquido existente en el *downcomer*, mezclándose intensamente. La velocidad del flujo en descenso lleva a las burbujas hacia el estanque de separación, donde ocurre la separación de fases dando lugar a la zona de pulpa y la de espuma.

Para formar un flujo *jet* óptimo es necesario mantener un flujo de alimentación constante a la celda Jameson de 12 [L/min].

La cola es descargada por la parte inferior de la celda y el concentrado se descarga por rebalse, ambas corrientes son recirculadas hacia el cajón de alimentación.

Por otra parte, el sistema de agua de lavado consiste en un aspersor ubicado sobre la espuma. El agua es obtenida desde el mismo cajón de alimentación y es bombeada mediante una bomba peristáltica para luego ser recuperada en las colas o concentrado. Esto completa el circuito cerrado.

2.1.2. Rangos de operación

Los rangos de operación normal de la celda se pueden apreciar en la Tabla 2.2.

Variable	Rango de operación normal	Unidades
Flujo de alimentación	5 a 20	[L/min]
Presión de alimentación	140 a 180	[kPa]
Vacío	-25 a -5	[kPa]
Flujo de agua de lavado	1.2 a 1.8	[L/min]
Profundidad de espuma	5 a 40	[cm]
J_{G}	0.16 a 1.72	[cm/s]
Razón aire/pulpa	0.2 a 1.0	[-]
Holup de aire	38 a 48	[%]

Tabla 2.2. Rangos de operación Celda Jameson L-150

2.2. Sistema de control

Se instaló un sistema de control a la celda Jameson L-150 para obtener una operación adecuada para asegurar un buen funcionamiento hidrodinámico y metalúrgico, además se monitorean las principales variables de proceso.

Las variables a controlar son:

- Razón aire/pulpa.
- Profundidad de espuma.
- Flujo de alimentación.
- Flujo de agua de lavado.

Las variables monitoreadas son:

- Presión de alimentación.
- Vacío en *downcomer*.
- *Holdup* de aire en *downcomer*.
- J_G en el estanque de separación.

2.2.1. Estrategia de control

En la Figura 2.2 se presenta el PI&D de la celda. Se puede notar que cada variable importante de proceso tiene un lazo de control.



Figura 2.2. P&ID instalación Celda Jameson L-150

Control de razón aire/pulpa

Para el control de razón aire/pulpa se utiliza la técnica de control en razón (FrIC) entre el flujo de aire (FT-102) y el flujo de alimentación (FT-103). El recurso utilizado corresponde al flujo de aire, utilizando como actuador la válvula neumática (V-1) ubicada en la línea de ingreso de aire.

El rango de operación se encuentra entre 0.2 y 1.0. El usuario puede ingresar un *set point* y el control actuará abriendo o cerrando la válvula de aire a modo de llegar al valor deseado. Un punto importante es que, al utilizar esta estrategia, se deja libre el flujo de alimentación

al *downcomer*, por lo que, realizando una extrapolación hacia la operación industrial, se podría decidir si recircular o no las colas del proceso y dar la posibilidad de procesar la alimentación que se estime necesaria.

Control de profundidad de espuma

El control de profundidad corresponde a un lazo control retroalimentado, donde la variable medida es el nivel de espuma (LIC-101), el recurso utilizado es el flujo de colas y el actuador es la válvula neumática (V-2) dispuesta en dicha línea. Este tipo de control es idéntico al utilizado en operaciones industriales.

Control de agua de lavado

El control de agua de lavado corresponde a lazo de control abierto. El usuario es libre de ingresar un flujo dentro del rango establecido con lo que la bomba peristáltica modificará sus revoluciones para lograr propulsar dicho flujo.

Variables monitoreadas

La presión de alimentación se monitorea utilizando un sensor de presión ubicado en la línea de alimentación de pulpa (PT-102) a modo que se pueda tener información sobre la formación del *jet* y que este induzca la entrada de aire al sistema.

El vacío se monitorea utilizando un sensor de presión de vacío (PT-101) a fin de obtener información sobre la condición de operación hidrodinámica adecuada para el sistema.

El *holdup* de aire en el *downcomer* se monitorea mediante un sensor virtual, basado en la medición de presiones en dos puntos distintos con distancia conocida. El cálculo se obtiene utilizando la Ec 2.1.

$$\varepsilon_G = 1 - \frac{\Delta P}{\rho_p \ g \ \Delta L} \tag{Ec. 2.1}$$

Donde ΔP es la diferencia de presiones medidas, ρ_p corresponde a la densidad de la pulpa (en este caso agua), g es la gravedad y ΔL es la distancia entre los sensores de presión.

El J_G en el estanque de separación se monitorea utilizando el flujo de aire que ingresa al sistema (FT-102) y conociendo las dimensiones del estanque de separación, la Ec 2.2 muestra la ecuación utilizada para su cálculo.

$$J_G = \frac{F_{aire}}{A_C}$$
(Ec. 2.2)

Donde F_{aire} es el flujo de aire en [cm³/s] y A_C es el área transversal disponible en [cm²].

Más información sobre especificaciones de instrumentación y calibración de este se encuentra en (Quijanes, 2015).

2.2.2. Sintonía de control

La sintonía de control fue aplicada a los dos controles de lazo cerrado, es decir, al control de razón aire/pulpa y control de profundidad de espuma. Para ambos casos la metodología utilizada fue la misma, en primer lugar, se identifica el tipo de función de transferencia mediante la *ToolBox* del *software* Matlab al realizar un salto escalón en el actuador, luego se ajustan los parámetros de la función de transferencia utilizando la misma *ToolBox*.

Los parámetros obtenidos son considerados un "punto de partida", por lo que deben ser puestos a prueba en el sistema. En caso de que no generen un buen control de proceso, el método para obtener los parámetros finales es la prueba y error.

La Tabla 2.3 muestra los parámetros finales para cada lazo de control. El procedimiento detallado para encontrar estos parámetros, en conjunto a las pruebas estadísticas para validarlos se encuentran en (Quijanes, 2015).

Parámetro	Control APR	Control profundidad de espuma
Kp	0	2
KI	0.01	0.008
K _D	0	0

Tabla 2.3. Parámetros de sintonía de controles

2.3. Comunicación y software

La comunicación entre la celda L-150 y la red de PC del laboratorio de control (interfaz de monitoreo) se realiza mediante un PLC de la serie 90-30 de la familia GE-*Fanuc*.

El PLC se encarga de recibir, enviar y controlar las distintas señales provenientes de la planta, entre otras funciones. Para que el PLC pueda cumplir sus funciones se debe programar desde un ordenador. En este caso la comunicación se realiza mediante una red *Ethernet* privada, que está designada para un conjunto específico de ordenadores. La lógica del PLC se programó en el *software* VersaPro 2.02.

Además, se trabajó con el *software Intouch HMI* 10.1 de *Wonderware* a modo de realizar el interfaz humano – máquina (HMI) para sistemas de control con PLC. Mediante la creación del interfaz, el operador puede comunicarse de forma amigable con el proceso.

Los programas previamente mencionados se comunican con el PLC a través el servidor GEHCS.

2.3.1. PLC

Los componentes básicos del PLC serie 90-30 son:

- Placa base.
- Fuente de alimentación.
- Unidad central de procesamiento (CPU).
- Módulo *Ethernet*.
- Módulos de Entrada/Salida (E/S).
- Módulos opcionales.
- Cables.

El PLC utilizado consiste en un dispositivo con CPU, módulo de comunicación *Ethernet* y 8 módulos de E/S de corriente o voltaje según sea el caso. Cada uno de ellos alimentado con un voltaje de +24 [VCC], suministrado por una fuente de poder externa.

2.3.2. Interfaz gráfica

El *software* utilizado para la creación de la interfaz humano – máquina es *Wonderware Intouch HMI 10.1.* El *software* utiliza el sistema operativo *Windows* y consta de dos sistemas que son *WindowMaker* y *WindowViewer*. El primero es el sistema de desarrollo de la interfaz gráfica, donde se generan ventanas interactivas conectadas a los sistemas E/S externos u otras aplicaciones del sistema operativo. El segundo sistema sirve para visualizar todas las aplicaciones creadas con el *WindowMaker*.

Las funciones que cumple el software son el monitoreo, supervisión y control de procesos.

Para el caso de la celda L-150 se generaron una serie de ventanas con el fin de cumplir a cabalidad las funciones antes mencionadas, todas conectadas entre sí. Dentro de estas se destaca la ventana principal, desde donde se pueden monitorear y manipular todas las variables de proceso. La Figura 2.3 muestra los elementos presentes en esta ventana.



Figura 2.3. Ventana principal HMI

Otros elementos importantes dentro de la ventana principal son la habilitación de los distintos controles generados ("Control de profundidad de espuma" y "Control de Razón aire/pulpa"), una alarma asociada al Detector de Estado Estacionario, un botón para activar o desactivar la toma de datos de proceso a una base de datos en *Microsoft Access* y rutinas creadas para la puesta en marcha y detención del proceso. Más detalles de estos elementos se encuentran en (Quijanes, 2015).

2.4. Simulador Metalúrgico

El simulador metalúrgico creado para la operación de la celda Jameson L-150 que tiene de base mineralógica la calcopirita y la molibdenita, utiliza como variables de entrada la característica de la alimentación, parámetros de diseño y variables de operación entregando el desempeño metalúrgico y las características física del concentrado y colas obtenidas, como se muestra esquemáticamente en la Figura 2.4.



Figura 2.4. Lógica simulador metalúrgico

La recuperación de mineral se estima utilizando modelos multifase entre las tres zonas principales de la celda Jameson: zona *downcomer*, zona pulpa y zona espuma. Cada modelo está su*jet*o a sus propias restricciones y suposiciones. Por otro lado, la ley de las distintas corrientes de salida se puede estimar utilizando la información de la recuperación y la distribución de tamaños del mineral.

A modo de resumen, el funcionamiento del simulador metalúrgico opera según la siguiente lógica: las características de la alimentación como ley de cobre, ley de molibdeno, porcentaje de sólidos, porcentaje de mineral, granulometría y caudal de alimentación fresca son conocidas, al igual que los parámetros de diseño, los cuales son las dimensiones de los equipos utilizados. Las variables operacionales como profundidad de espuma, flujo de aire, flujo de agua de lavado, entre otros son medidas mediante los sensores instalados en el

equipo. Utilizando toda esta información es posible caracterizar completamente la corriente de alimentación y calcular la recuperación de mineral, recuperación de agua y recuperación de ganga a modo de completar el balance de masa y conocer los flujos y leyes de las corrientes de salida del equipo. Para más información consultar (Orellana, 2015).

2.4.1. Sensibilización del simulador

Se realiza un análisis de sensibilidad de las características de alimentación y las principales variables de operación a fin de evaluar el desempeño de los objetivos metalúrgicos basados en los realizados por (Orellana, 2015).

Se realizan cambios en los valores de:

- Flujo de alimentación fresca
- Ley de cobre en la alimentación
- Granulometría de alimentación % +200# (75 [µm])
- Flujo de agua de lavado
- Razón aire/pulpa
- Profundidad de espuma

El caso base del simulador se encuentra en la Tabla 2.4. Cada vez que se cambia una variable se mantiene el resto constante para aislar el efecto que tiene dicha variable sobre la ley y recuperación.

-		
Variable	Valor	Unidad
Flujo alimentación fresca	5.52	[L/min]
Ley Cu alimentación	8.0	[%]
Sólidos	22	[%]
+200# (75 [µm])	12	[%]
Flujo de agua de lavado	1.7	[L/min]
APR	0.54	[-]
Profundidad de espuma	45	[cm]

Tabla 2.4. Condiciones base para sensibilización del simulado	or
---	----

Condiciones de operación

Flujo de alimentación fresca

Se evalúa el aumento de la alimentación fresca desde 5.52 a 7.52 [L/min] y la disminución hasta 3.52. En la Figura 2.5 se puede observar que al aumentar el flujo de alimentación fresca disminuye significativamente la recuperación al disminuir el tiempo de residencia promedio en las zonas de colección (*downcomer* y zona de pulpa), de la misma forma que disminuye el porcentaje de recirculación de colas hacia el cajón de alimentación. La ley de concentrado sigue la misma tendencia que la recuperación, ya que si bien aumenta la cantidad de mineral útil también aumenta la ganga que llega a la corriente de concentrado. Este último efecto es mucho mayor que el mineral valioso recuperado.



Figura 2.5. Análisis de sensibilidad flujo de alimentación fresca, en recuperación y ley de concentrado

Ley de alimentación de cobre

Las leyes evaluadas corresponden a 8.0, 11.0 y 15.0. En la Figura 2.6 se puede observar que al aumentar la ley de cobre en alimentación aumenta la cantidad disponible de cobre que se puede colectar, por lo que también aumentará la ley en el concentrado de cobre. Por otro lado, se puede observar que la influencia de este factor en la recuperación es despreciable, ya que los modelos utilizados para el cálculo de la recuperación no consideran la ley de alimentación como parámetro directo, solo a través del ajuste del porcentaje de recirculación.



Figura 2.6. Análisis de sensibilidad ley alimentación de cobre, en recuperación y ley de concentrado *Granulometría de alimentación* +200# (75 [μ m])

La granulometría se varía entre 12 a 28% en la malla +200. La Figura 2.7 muestra que un aumento en la granulometría disminuye la recuperación, debido a que aumenta el mineral grueso cuya eficiencia de colección es menor. Respecto a la ley de concentrado, hay dos efectos que se contraponen, disminuye tanto la cantidad de mineral útil y la ganga liberada que llega al concentrado. De los dos efectos el más relevante corresponde a la disminución de la cantidad de mineral útil, porque se observa que la ley disminuye al aumentar la granulometría.



Figura 2.7. Análisis de sensibilidad granulometría +#200 (75 [µm]), en recuperación y ley de concentrado

Flujo de agua de lavado

El flujo de agua de lavado se cambia a los valores de 1.0, 1.2 y 1.7. En la Figura 2.8 se puede observar que al aumentar el flujo de agua de lavado disminuye la recuperación y aumenta considerablemente la ley de cobre en el concentrado. Esto se debe a que con la incorporación de agua de lavado se disminuye el arrastre de ganga liberado hacia la corriente del concentrado, aumentando la ley y disminuyendo la recuperación de mineral valioso.



Figura 2.8. Análisis de sensibilidad flujo agua de lavado, en recuperación y ley de concentrado

Razón aire/pulpa

Los valores de APR muestreados corresponden a 0.24, 0.54 y 0.84, estos valores están calculados para un flujo de alimentación constante, variando el flujo de aire que ingresa al sistema. La Figura 2.9 muestra que al aumentar el APR aumenta la recuperación y disminuye la ley de concentrado, ya que al aumentar la cantidad de aire disponible aumenta la capacidad de transporte de mineral, en consecuencia, aumenta la recuperación. Por otro lado, se disminuye el tiempo de residencia en la zona de espuma, aumentando la recuperación y disminuye disminuyendo la ley de mineral valioso.

Además, se puede observar que para el caso del cambio de 0.24 a 0.54 APR, la ley de concentrado aumenta en 4.5%, mientras que para el cambio de 0.54 a 0.84 APR, se aumenta en tan solo un 0.8%, por lo que a baja razón aire/pulpa se tiene un mayor cambio en la ley de

concentrado, por otro lado, la recuperación de cobre se ve que tiene una relación lineal disminuyendo en aproximadamente 17% para cada cambio en la razón aire/pulpa.



Figura 2.9. Análisis de sensibilidad razón aire/pulpa, en recuperación y ley de concentrado

Profundidad de espuma

Se aumentó la profundidad desde 45 a 60 [cm] para luego disminuirla a 25 [cm]. En la Figura 2.10 se puede observar que la recuperación disminuye y aumenta la ley de concentrado. Esto se debe a que, al aumentar la profundidad de espuma, aumenta el tiempo de residencia del mineral valioso y ganga que llega a la zona de espuma. A mayor tiempo de residencia, mayor es la probabilidad de que se desprenda el material colectado y retorne a la zona de pulpa, disminuyendo la recuperación por el retorno de mineral valioso y aumentando la ley por el retorno de ganga.

Además, se puede ver una cierta linealidad en los cambios de ley de concentrado y recuperación de cobre respecto a la profundidad de espuma. Para el primer caso, la ley de concentrado aumenta en un 3.6% para el cambio total de la profundidad de espuma, mientras que la recuperación disminuye en aproximadamente 20% para el mismo cambio.



Figura 2.10. Análisis de sensibilidad profundidad de espuma, en recuperación y ley de concentrado

2.5. Detector de Estado Estacionario

Debido a la implementación del simulador metalúrgico, funcional solo en estado estacionario, se elabora un sistema de detección del estado del sistema.

El método utilizado consiste en calcular la varianza de una variable de proceso mediante dos formas distintas utilizando el método descrito por (Russell, 1995). Idealmente la razón entre ambas varianzas calculadas debe estar alrededor de la unidad, sin embargo, esto se puede modificar de acuerdo a las experiencias en planta, debido principalmente a las oscilaciones del instrumento medidor y el ruido propio del proceso.

Para el caso de la celda L-150 se analizaron las variables:

- Profundidad de espuma.
- Flujo de aire.
- Flujo de alimentación.

Se seleccionan estas variables debido a que son las más importantes al evaluar la estabilidad del proceso y las utilizadas en los controles de lazo cerrado. Tanto el flujo de alimentación como el flujo de aire son utilizados en la razón aire/pulpa, por lo que es necesario conocer si se encuentran en estado estacionario al igual que la profundidad de espuma.

Las variables virtuales medidas no son consideradas dentro del detector de estado estacionario debido a que, para los casos a evaluar, la variabilidad de estos será limitada.

Las razones seleccionadas para cada variable se aprecian en la Tabla 2.5.

Variable	Razón de varianza
Profundidad de espuma	≤ 5
Flujo de aire	≤ 4
Flujo de alimentación	≤ 5

Tabla 2.5. Razones de varianza para las distintas variables

Más detalles se pueden encontrar en Quijanes (2015) y Orellana (2015).

CAPITULO 3: Control Supervisor

La base de cualquier planta industrial reside en su bienestar económico, lo cual en la mayoría de los casos está determinado por las condiciones operacionales en estado estacionario (Perry & Green, 2008). Actualmente el aumento de los costos operacionales y la mayor complejidad de acceder a mineral con alta ley y fácil acceso hace necesario la inversión en sistemas que permitan minimizar la variabilidad de procesos en conjunto a su optimización constante.

Específicamente, en la celda Jameson es crucial mantener las variables operacionales controladas y así asegurar el cumplimiento de objetivos metalúrgicos, por lo que es recomendada la aplicación de control avanzado a modo de optimizar en tiempo real y disminuir la probabilidad de fallo o alta variabilidad del proceso.

Dentro de las alternativas de control avanzado, se decide aplicar un sistema de control supervisor experto en la celda Jameson L-150 debido al profundo conocimiento que se posee de las variables de operación y como afectan éstas a los objetivos metalúrgicos. El control consta básicamente de dos módulos, un control experto retroalimentado y un control predictivo.

El control experto retroalimentado es provisto de reglas lógicas que permiten modificar los *set point* de la profundidad de espuma y razón aire/pulpa, lo cual acciona sus controles. Esto permite mantener la ley de concentrado dentro de una banda óptima y maximizar la recuperación de mineral valioso.

Por otro lado, el control predictivo monitorea las condiciones de alimentación detectando el momento en que existe un cambio en ésta y utiliza un modelo simplificado del proceso para simular los objetivos metalúrgicos finales con el fin de optimizarlos usando el control experto retroalimentado y los valores simulados. Cabe destacar que la eficiencia de este proceso depende de la precisión de los valores simulados por el modelo simplificado.

3.1. Set points de indicadores metalúrgicos

Los valores deseados de ley de concentrado y recuperación tienen base en la sección del circuito de flotación donde la celda Jameson sea instalada, siendo más probable la zona de limpieza. Otro punto importante es la base mineralógica del simulador metalúrgico, lo cual

determinará la ley de concentrado máxima a esperar, siendo en este caso la calcopirita el mineral de cobre a tratar.

La calcopirita (CuFeS₂) tiene un 33% de cobre en su estructura, por lo que éste sería el máximo ideal que puede portar el concentrado, sin embargo, por las ineficiencias propias del proceso de flotación tales como presencia de ganga asociada, ganga arrastrada y otras especies se determina que una ley de concentrado superior a 27.5% es factible de obtener, debiendo tener siempre un valor superior a éste. Es por esto que se determina que el *set point* de ley de concentrado de cobre debe estar en 28.2% y así tener holgura en la operación.



Figura 3.1. Ley de concentrado en estado estacionario

A esto se le suma una banda muerta, la cual corresponde a un intervalo en el cual no se toman acciones de control debido a la proximidad de la ley a su *set point* y la alta probabilidad de que cualquier cambio pueda afectar la estabilidad del proceso. La Figura 3.1 muestra el ruido de las variables de proceso en la ley de concentrado de cobre para un estado estacionario de la celda Jameson L-150, donde se observa una variación de $\pm 0.25\%$ considerando los puntos más altos. Para dar una mayor holgura pensando en una extrapolación a una instalación industrial se determina el valor de la banda muerta para la ley debe ser igual a 0.5%.

La Tabla 3.1 muestra los valores de los indicadores metalúrgicos esperados, considerando la información previa.

Tabla 3.1. Rangos	de indicadores	metalúrgicos
-------------------	----------------	--------------

Variable	Valor Mínimo	Valor Máximo
Recuperación	60%	-
Ley de Concentrado	27.7%	28.7%

3.2. Estrategia de control

El ob*jet*ivo principal del sistema de control supervisor corresponde a mantener la ley de cobre en el concentrado dentro de una banda óptima y maximizar la recuperación de cobre respetando un valor mínimo, en base a esto y el comportamiento metalúrgico del sistema se determina la estrategia de control a seguir.

Como se pudo observar en la sensibilización del simulador metalúrgico, los cambios en la APR tienen una mayor influencia en la recuperación que los en la profundidad espuma y, por el contrario, la profundidad de espuma tiene una mayor influencia en la ley de concentrado que la APR, por lo que la decisión de qué variable ocupar en cada caso no es totalmente clara con solo esta información.

Sin embargo, se puede observar que con puntos de operación lejanos a los extremos se alcanzan resultados metalúrgicos dentro de los límites esperados. Esto sumado a que a medida que más centrales son las variables operacionales se tiene una mayor holgura a reacción en condiciones desfavorables en la alimentación. En consecuencia, el método de selección de la variable a utilizar será la disponibilidad que tiene el recurso antes de su saturación (alcanzar el valor límite), la razón de disponibilidad de recursos, r_i , éste se calcula mediante la Ec 3.1.

$$r_i = \frac{u_i - u_{i\,min}}{u_{i\,max} - u_{i\,min}} \tag{Ec. 3.1}$$

Donde u_i corresponde al recurso i, u_i max corresponde al valor máximo de la variable e u_i min es el valor mínimo de la variable.

Tanto la APR como la profundidad de espuma tienen movimientos distintos al buscar distintos resultados:

- Si se busca aumentar la ley de concentrado, la profundidad de espuma debe aumentar mientras que la APR debe disminuir. Caso contrario es cuando se requiere bajar el valor de la ley de concentrado.
- Si se desea aumentar la recuperación de mineral, se debe disminuir la profundidad de espuma o aumentar la APR.

En consecuencia, la saturación de cada recurso, expresada mediante el criterio de disponibilidad definido previamente, se describe a continuación:

- Cuando la APR está saturada, r_{APR}^* adopta valores cercanos a 0.
- Cuando la profundidad de espuma está saturada, r_{hF} adopta valores cercanos a 1.

Cabe destacar que, para poder comparar ambas disponibilidades, r_{APR}^* debe ser ajustada al nivel de r_{hF} y así, determinar cuál de las dos tiene mayor disponibilidad. La Ec 3.2 describe el ajuste necesario.

$$r_{APR} = 1 - r_{APR}^*$$
 (Ec. 3.2)

De lo anterior y sumado a que la celda Jameson L-150 estaría dispuesta como circuito de limpieza, por lo que su principal ob*jet*ivo sería mantener una ley óptima, se resumen la siguiente regla lógica:

Si la ley de concentrado está bajo 27.7%, se calcula y ajusta el criterio de disponibilidad y se determina qué recurso tiene mayor disponibilidad para actuar. Si el recurso seleccionado es la profundidad de espuma, se aumenta su *set point*. En caso de que el recurso seleccionado sea la APR, se disminuye su *set point*. Ambas modificaciones serán proporcionales al error entre la ley actual y el límite inferior óptimo.

Como se puede observar, los movimientos realizados para cumplir la ley mínima relativos a cada variable son en dirección a la condición de saturación. Además, si se busca una tendencia que aumente la disponibilidad de los recursos, se determinan las siguientes reglas lógicas:

• Si la ley de concentrado se encuentra sobre los 28.7%, se realizará un movimiento en conjunto de ambas variables (APR y profundidad de espuma) proporcional al error

entre la ley actual y el límite superior óptimo, en dirección contraria a la saturación de recursos.

 Si la recuperación se encuentra bajo el 60% y la ley de concentrado se encuentra al menos sobre 28.0% se realizará un movimiento en conjunto de ambas variables (APR y profundidad de espuma) proporcional al error entre la recuperación actual y el límite inferior de recuperación, en dirección contraria a la saturación de recursos.

Para este caso no se considerará la tendencia del error, principalmente por dos motivos. En primer lugar, la información de los objetivos metalúrgicos se posee con certeza para el sistema cuando se encuentra en estado estacionario, por lo que considerar la tendencia del error, cuando los periodos de tiempo entre un estado estacionario y otro es variable, genera que considerar la tendencia del error pueda ocasionar errores en la estimación del siguiente punto de operación.

En segundo lugar, la dinámica del proceso es rápida, por lo que la tendencia del error puede cambiar rápidamente o no aportar suficiente información para encontrar el siguiente punto de operación.

3.3. Modelo simplificado

Para realizar el control pre alimentado es necesario un modelo que permita representar el proceso. Al momento de enfrentar un problema de la industria, la implementación de un modelo cinético o fenomenológico puede generar una mayor complejidad al ser necesaria la realización de experimentos para determinar ciertos parámetros de los modelos, por lo que se opta por utilizar información histórica de los estados estacionarios de la planta a modo de determinar un modelo empírico que permita la implementación de un control pre alimentado capaz de generar buenas predicciones.

Para el desarrollo del modelo se utiliza la metodología PLS o *Partial Least Squares* o *Projection to Latent Structure*, el cual es utilizado para encontrar correlación entre las variables independientes y de respuesta a partir de una regresión linear mediante la proyección de las variables de predicción y las variables observadas.

3.3.1. Marco Teórico

La metodología PLS toma dos matrices, una con datos de proceso, \mathbf{X} , y otra correspondiente a indicadores de proceso, \mathbf{Y} , tratando de lograr la correlación entre ambas matrices a través de maximizar la covarianza ($\mathbf{X}^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{X}$). Los algoritmos utilizados para lograr esto, consideran aquellas variables que expliquen la varianza de la matriz \mathbf{X} y además, predigan de mejor forma la matriz \mathbf{Y} (MacGregor & Kourti, 1995).

El algoritmo calcula para **X** la matriz **T** llamada *scores*, la cual representa la relación entre las muestras de datos, la matriz **P**, llamada *loadings*, la cual representa la relación entre las variables y un vector de pesos (*weigths*), **W** que ayuda a que las matrices **T** y **P** sean ortogonales. Mientras que para **Y**, la matriz de *scores* toma la letra **U** y la matriz de *loadings* toma la letra **Q**.

El algoritmo PLS descrito por (Höskuldsson, 1988) se presenta a continuación:

- 1. Comienza igualando el vector **u** a una columna de la matriz **Y**.
- 2. Se calcula el vector **w** y se escala a una columna. $w_i = \frac{x_i^T u_i}{u_i^T u_i}$
- 3. Se calcula la variable latente. $t_i = Xw_i$
- 4. Se calcula el vector de pesos para **Y**, se escala a una columna. $e_i = \frac{Y_i^T t_i}{t_i^T t_i}$
- 5. Se calcula el vector **u**. $\boldsymbol{u}_i = \frac{Y_i^T e_i}{e_i^T e_i}$
- Si los vectores t y u son iguales a valores previos se continúa, en caso contrario se vuelve al paso 2.
- 7. Se calcula el vector **p** *loadings* para **X**. $p_i = \frac{x^T t}{t^T t}$
- 8. Se calcula el vector **q** *loadings* para **Y**. $\boldsymbol{q}_i = \frac{\boldsymbol{Y}^T \boldsymbol{u}}{\boldsymbol{u}^T \boldsymbol{u}}$

9. Se calculan los coeficientes de regresión para la variable latente. $b_i = \frac{u^T t}{t^T t}$

10. Se calculan las matrices residuales para X e Y.

$$X_{i+1} = X_i - t_i p_i^T \quad Y_{i+1} = Y_i - b_i t_i e_i^T$$

Las siguientes iteraciones comienzan con las matrices residuales de $X \in Y$ de la iteración anterior y continuarán hasta que se cumpla algún criterio de término o la matriz X sea cero.

La cantidad de variables latentes corresponde a la cantidad de variables en la matriz **X** (cantidad de columnas por lo general).

Una vez calculados todas las variables latentes, se debe tener en cuenta dos indicadores estadísticos para tomar decisiones, los Q residuals y los Hotelling's T². El primero es un estadístico de falta de ajuste y se puede calcular como el residuo entre una muestra de datos y los datos calculados utilizando el modelo encontrado, mientras que el segundo es una medida de la varianza de cada muestra en el modelo generado y corresponde a la suma normalizada de los *scores* al cuadrado.

3.3.2. Implementación

Para generar el modelo se utilizó la herramienta *PLS Toolbox* desarrollado por *Eigenvector Research* Incorporated (Eigenvector Research Inc., 2016) para el *software Matlab*. Esta herramienta tiene incorporado algoritmos que permiten realizar regresiones en base a datos suministrados por el usuario, dándole a éste la facilidad de elegir los modelos que mejor se ajusten a sus datos.

Una vez disponible la herramienta se debe escribir el comando "*browse*" en la *Command Window* de *Matlab*, donde se desplegará la ventana de la Figura 3.2. Para poder realizar las regresiones se debe seleccionar el menú desplegable "*REGRESSION*", siendo una de las opciones posibles utilizar el método *Partial Least Squares*.

Al seleccionar esta opción se abre la ventana de la Figura 3.3, donde se realizan los ingresos y preprocesamiento de datos para terminar en la generación de un modelo lineal. Además, se pueden obtener gráficos con los indicadores estadísticos más importantes, con lo que se puede asegurar si el modelo es representativo o no de los datos, en consecuencia, si es apto para la aplicación buscada.

🚽 Figures - PLS_Workspace Browser		
File Edit View Analyze Debug Desktop Window Help FigBrowser		<u>к</u> 7
PLS_Workspace Browser ×		
Current Folder : C:\Program Files\MATLAB\R2013a\bin		
Analysis Tools	Workspace	
Topics (double click to open)	Current Workspace Variables	
E-SA FAVORITES	Name Value	Bytes
- DataSet Editor		
- Lo PCA - Principal Component Analysis		
Trend Tool		
0.× Tools		
E-Ø DECOMPOSITION		
E-20 REGRESSION		
CLS - Classical Least Squares		
- Lw LWR - Locally Weighted Regression		
- Le MLR - Multiple Linear Regression		
- L- MLR DOE - Designed Experiment MLR		
- h NPLS - Multiway Partial Least Squares		
	Model Cache	
- I-> PLS - Partial Least Squares		
- Le SVM - Support Vector Machine	Cache : "general" DATE View (* = Niew (* = Nie	lot Available)
中型 CLUSTERING	Cache Settings and View	
👜 👯 CLASSIFICATION	the Demo Data	
Design of experiments	======================================	
BATCH ANALYSIS	d10-Jul-2010	
TRANSFORM	1	
📴 🛃 OTHER	1 - 06-Jun-2016	
🚛 🌹 HELP	0107-UUL-20.10	
🖶 🖽 EIGENGUIDE ONLINE VIDEOS	26-May-2016	
2 EIGENVECTOR RESEARCH INCORPORATED	0102-YBM-C2-1中	

Figura 3.2. Pantalla principal PLS Toolbox

📣 Ana	lysis - PLS 4 LV	s - X, Y							X IIII
File E	dit Preproce	ss Analysis	Refine To	ols Help F	igBrowser				
X BB	S	<u>NN 8</u>	X X						
Ľ		C	tie 🖌	×			1	Analysis Flowchart	Cache: "general" DATE View (* = Not Available)
		Calib	odel rate			Apply / Va	iction alidate	1. Load X data 2. Load Y data	⊕- Demo Data ⊖- 29-Sep-2016 ⊕ ⊕ ⊕ ⊕ ⊕ ⊕ ⊕
View:		SSQ Table		IPLS Variable	Selection			3 Chonse Preprocessing	• • • • • • × 1729,2 • • • • • × 1779,6
Number	LVs: 4	Auto Selec Percent	t Variance Captu	ured by Model (*	= suggested)			4. Choose Cross-Validation	• 13 1V5 (sim) 3 LV5 [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-09-29 00:38:22 • 15 item: PLS (sim) 4 LV5 [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-09-29 00:38:12
	X-Block LV	X-BLock Cumulative	Y-Block LV	y-Block Cumulative	RMSECV 1	RMSECV 2		5. Build Model	term: PLS (sim) 5 LVs [X: Mean Center] [Y: Autoscale] 2016-09-29 00:3
-	16.67	16.67	56.12	56.12	2.1567	13.322		Review Model	e- 04-301-2010 6- Bo Irem: PIS PRED (sim) 41Vs [X: Autoscale 1] Y: Autoscale 1 2016-07-04 1
2	16.67	33.33	30.19	86.31	1.1791	7.6134		6. Choose Components	• 12 item: PLS (sim) 4 LVs [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-07-04 16:56:3
m	16.67	50.00	0.01	86.31	1.1771	7.6138		and a state of the	🕀 🐨 item: Y_test [341,2]
4	16.67	66.67	0.44	86.75	1.177	7.6146	current	7. Review Scores	🖶 🌒 item: X_test [341,6]
5	0.00	66.67	0.00	86.75	1.177	7.6146		8 Review Loadinge	E-12 item: PLS_PRED (sim) 4 LVs [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-07-04 1
9	0.00	66.67	0.00	86,75	1.177	7.6146		0. INEVIEW LUGUILINS	日本語 (sim) 4 LVs [X. Autoscale] [Y. Autoscale] 2016-07-04 16:56:09
								Use Model	Image: Sim 3 LVs [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-07-04 Image: Sim 3 LVs [X: Autoscale] [Y: Autoscale] 2016-07-04 1
								9. Load Test Data	The second second second second [] [Y: Autoscale] [] [Y: 4.000 Second seco
								10. Apply Model	ייי דער אין גער אין גער די 30-10m-2016 די 30-10m-2016 די אין גער
									● 06-Jun-2016 ● 02-Jun-2016 ● 26-May-2016 ● 25-May-2016
The mode data. Rev	I had been calib iew the prediction	rated from the c on results using	calibration data the Toolbars b	uttons. The num	ber of compon	ion) ients,	<		
preproce. can be vit	ssing options, ar	I from the Edit m	s can also be m lenu.	nodified to adjust	the model. In	e data	>		< >

Figura 3.3. Ventana de operación PLS Toolbox

A continuación, se explica el procedimiento utilizado para encontrar el modelo a utilizar en la rutina predictiva.

En primer lugar, se deben generar las matrices de datos **X** e **Y**. Para el caso de la matriz **X**, se tienen seis variables de interés.

Variables operacionales:

- Razón aire/pulpa.
- Profundidad de espuma.

Condiciones de alimentación:

- Ley de cobre en alimentación.
- Flujo de alimentación.
- Porcentaje de sólidos en malla + #200.
- Flujo de agua de lavado.

Para cada variable se seleccionan tres valores dentro del rango permitido, a modo de generar un análisis experimental de 3 niveles, en consecuencia, se tendrán 3⁶ combinaciones de variables, o sea 729 datos por cada variable "y" requerida. La Tabla 3.2 contiene los valores utilizados para cada variable.

Variable	s Operacionales		Variables	de Alimentación	
APR [-]	Profundidad de Espuma [cm]	Ley de Cobre [%]	Flujo de Alimentación Fresca [L/min]	Granulometría +#200 [%]	Flujo de Agua Lavado [L/min]
0,2	5,0	8	3,52	12	1,0
0,6	22,5	11	5,52	21	1,4
1,0	40,0	15	9,52	28	1,7

Tabla 3.2. Matriz de variables de diseño experimental

Por otro lado, la matriz Y contiene dos variables.

- Ley de cobre en concentrado.
- Recuperación de cobre.

Estos valores fueron obtenidos para cada una de las combinaciones utilizando un simulador metalúrgico fuera de línea desarrollado por (Orellana, 2015), el cual corresponde a una réplica del simulador descrito en la Sección 2.4.

Una vez se generan las matrices **X** e **Y**, se ingresan al *PLS Toolbox* para calcular el modelo. En primer lugar, se realiza un preprocesamiento de los datos, donde para este caso se utiliza la opción *Autoscale*, que centra los datos en cero y los escala de manera que su desviación estándar sea unitaria. Luego se crea un subconjunto con el 10% de los datos para realizar una validación cruzada (*Cross Validation*), mientras que con el 90% restante se construye un modelo para cada variable latente, lo que corresponde al número de variables que son consideradas. Cabe destacar que estos procedimientos los realiza de forma automática el programa.

Con los modelos para cada variable latente se generan gráficos respecto al error cuadrático medio de la validación cruzada para cada variable de la matriz **Y**. La Figura 3.4 es el gráfico de variables latentes para la ley de cobre de concentrado y la Figura 3.5 es el correspondiente gráfico de variables latentes para la recuperación de cobre, a lo que se suma la información de la Tabla 3.3.



Figura 3.4. Variables latentes ley de concentrado de cobre



Figura 3.5. Variables latentes recuperación de cobre

	Valor		Valor		RMSECV	
	Latente	Bloque X	Latente	Bloque Y	Ley de	RMSECV
	Bloque X	Acumulativo	Bloque Y	Acumulativo	Concentrado	Recuperación
1	16.67	16.67	56.12	56.12	2.1567	13.322
2	16.67	33.34	30.19	86.31	1.1791	7.6134
3	16.67	50.01	0.00	86.31	1.1771	7.6138
4	16.67	66.68	0.00	86.31	1.177	7.6146
5	0.00	66.68	0.00	86.31	1.177	7.6146
6	0.00	66.68	0.00	86.31	1.177	7.6146

Tabla 3.3. Información estadística variables latentes

Para ambos casos, se puede ver en las Figuras 3.4 y 3.5 que a partir de la variable latente 2 se comporta de manera muy similar aumentar la variable latente calculada. Sin embargo, con la información de la Tabla 3.3, se puede observar que hay un mínimo del error cuadrático medio a partir de la variable latente 4, siendo ésta la seleccionada para la obtención del modelo.

El modelo final se describe en la Ec 3.3 para la ley de concentrado y la Ec 3.4 para la recuperación de cobre.

(Ec. 3.3)

$$Ley = 18.09 - 5.76APR + 0.12h_F + 0.66x_F - 0.24F_A - 0.048Gr + 1.75F_L$$
$$Rec = 119.2 + 17.33APR - 0.61h_F - 0.036x_F - 5.63F_A - 0.29Gr - 3.86F_L$$

Donde APR es la razón aire/pulpa, h_F es la profundidad de espuma, x_F es la ley de cobre en la alimentación, F_A es el caudal fresco de alimentación, Gr es la granulometría de la malla +#200 y F_L es el flujo de agua de lavado.

La Figura 3.6 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Q residuals*, donde mientras menor sea el valor, el modelo tiene una mayor correlación. Como se puede observar, los datos siguen una tendencia marcada, teniendo una baja desviación desde el centro. Por otro lado, la mayoría de los puntos tiene una coloración azul, lo que indica que el ajuste podría ser suficiente para los datos.



Figura 3.6. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color Q residuals



Figura 3.7. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color Hotelling's T²

La Figura 3.7 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Hotelling's T*². El análisis para los datos es muy similar, pues se puede ver que la coloración es predominantemente azul, lo que indica que la varianza de los datos predichos es baja, reafirmado la aseveración de que el ajuste para la ley podría ser suficiente.

La Figura 3.8 muestra los residuos de la ley de concentrado, los cuales representan la diferencia entre el modelo y los datos iniciales. En ésta se puede observar que los datos están distribuidos con una alta dispersión y con una tendencia positiva cuando la ley es menor a 20% y distribuida en el centro cuando es mayor a dicho valor.



Figura 3.8. Residuos ley de concentrado de cobre.

El Anexo A presenta los indicadores estadísticos más importantes para el modelo de la ley de concentrado de cobre, los cuales corroboran la información presentada anteriormente.

Por otro lado, la Figura 3.9 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la recuperación de cobre, además la coloración indica los *Q residuals*. Se puede observar que los datos presentan una mayor desviación desde el centro y, además existe una mayor cantidad de puntos con coloración amarilla naranjada, lo que implica valores altos de *Q residuals* en comparación al mismo gráfico para la ley de concentrado de cobre. Esto implica que el modelo encontrado para la recuperación tiene regiones donde existe mayor falta de ajuste, por lo que representan de peor forma los datos de proceso.



Figura 3.9. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color Q residuals



Figura 3.10. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color Hotelling's T²

La Figura 3.10 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Hotelling*'s T^2 . Donde se puede notar una fuerte coloración roja naranjada en gran cantidad de puntos, lo que

implica una mayor varianza de los datos predichos respecto a los datos iniciales. Esto refuerza lo afirmado anteriormente, el ajuste del modelo de recuperación de cobre es menos confiable que el de la ley de concentrado.

La Figura 3.11 muestra los residuos de la recuperación, en la cual se puede apreciar que los datos tienen una dispersión muy alta, por lo que el ajuste del modelo no representa de buena forma los datos, lo cual claramente genera errores en las predicciones realizadas por el control predictivo.



Figura 3.11. Residuos de recuperación de cobre.

El Anexo A presenta los indicadores estadísticos más importantes para el modelo de la recuperación de cobre, los cuales corroboran la información presentada anteriormente.

Es importante recordar que el ob*jet*ivo principal es mantener la ley de concentrado de cobre dentro de una banda de confianza alrededor de 28.2%, por lo que la predicción de la ley de concentrado es de mayor importancia respecto a la de la recuperación, sin desmerecer la bondad de ajuste de esta última.

Finalmente, se entregan valores para comprobar el ajuste obtenido tanto para la matriz **X** como para la matriz **Y**, a modo de validar el modelo. En base a esto se generan 341 combinaciones aleatorias entre las variables operacionales y condiciones de alimentación con

sus respectivas respuestas de proceso (ley de concentrado y recuperación). Los resultados de la validación se encuentran en el Anexo B.

Cabe destacar que existen algunos datos en que las predicciones del modelo poseen alta varianza, por lo que es necesario identificar para que condiciones de operación el modelo representa de peor forma el proceso.

3.3.3. Sensibilización del modelo

De acuerdo a los gráficos coloreados con los Q residual y Hotelling's T^2 , se evidencia cierta falta de ajuste en algunas zonas, por lo que es necesario reconocer dichas zonas para restringir el uso de la rutina predictiva o considerar la formulación de varios modelos que representen de mejor forma el proceso en cada una de las zonas de operación. Se centrará en el análisis de los resultados para la ley de concentrado, ya que el principal ob*jet*ivo es mantener este indicador dentro de la banda óptima. Para esto, se toma un caso base y se generan dos perturbaciones, dicha información se encuentra en la Tabla 3.4.

El caso base se toma con las condiciones de alimentación utilizadas en la mayor parte de las simulaciones, mientras que las variables operacionales corresponden a las condiciones de saturación, donde se evidencia una mayor variabilidad en el modelo.

	V Op	/ariables eracionales		Variables de Alimentación			
Condición	APR [-]	Profundidad de Espuma [cm]	Ley de Cobre [%]	Flujo de Alimentación Fresca [L/min]	Granulometría +#200 [%]	Flujo de Agua Lavado [L/min]	
Base	0,20	40	11	5,52	10	1,5	
Cambios	0,35	20	8	3,52	15	1,0	
	0,45	30	15	7,52	20	1,7	

Tabla 3.4. Matriz de variables para sensibilización del modelo

Ley de cobre de alimentación





Figura 3.12. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación de cobre

En ésta se puede observar que para leyes bajo 10.5% no existe una buena correlación entre los datos del simulador y los predichos por el modelo, pues la diferencia entre ambos es de 2.2%, caso parecido para leyes sobre 14.0%, sin embargo, la diferencia es menor a la evidenciada para leyes bajas, con valores de error de -1.4%.

Caudal de alimentación fresca

La Figura 3.13 muestra los resultados obtenidos para la variación del caudal de alimentación fresca utilizando el caso base en las otras variables, donde se puede observar que existe un pequeño error en la variación del caudal, con un valor máximo del error de 1.0% a caudales altos, sin embargo, este valor es menor a los obtenidos para la variación de ley de alimentación.



Figura 3.13. Comparación modelo vs simulador, caudal de alimentación fresca

Granulometría +#200 (75 [µm])

La Figura 3.14 muestra los resultados obtenidos para la variación de la granulometría de la malla +#200 (75 [µm]) utilizando el caso base en las otras variables.



Figura 3.14. Comparación modelo vs simulador, granulometría +#200

En ésta se puede observar un caso similar a lo mostrado en la comparación para el caudal de alimentación fresca, pues si bien existe una diferencia, no es tan relevante como lo ocurrido con la ley de alimentación.
Flujo de agua de lavado

La Figura 3.15 muestra los resultados obtenidos para la variación del flujo de agua de lavado utilizando el caso base en las otras variables.



Figura 3.15. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado

Donde se puede observar que para bajos flujos de agua de lavado existe un error de 1.5% de ley de concentrado. Este es otro punto importante, pues el error es considerable, siendo otro sector donde el modelo no describe de buena forma el simulador.

En base a estos resultados, se puede concluir que, para bajos valores de ley de alimentación y bajos flujos de agua de lavado, las predicciones del modelo no resultan estar muy correlacionadas con el simulador metalúrgico. Sin embargo, se debe considerar que las variables operacionales se encuentran en sus niveles de saturación, por lo que es necesario generar una variación para estos dos casos con las variables operacionales a modo de determinar si esta baja correlación ocurre dentro de todo el espectro de acción de los recursos.

En primer lugar, se observa el comportamiento de la ley de alimentación y el flujo de agua de lavado para un APR de 0.35 y una profundidad de espuma de 40 [cm]. Los resultados son mostrados en las Figuras 3.16 y 3.17 para la ley de alimentación y el flujo de agua de lavado respectivamente.



Figura 3.16. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación con APR 0.35



Figura 3.17. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado con APR 0.35

Para ambos casos se puede observar que las diferencias entre el modelo y el simulador disminuyeron respecto a los casos donde el APR tomaba el valor de 0.2, lo cual torna a la conclusión que para valores extremos de APR el modelo tenderá a no predecir de buena forma el simulador, limitando la utilidad de la rutina predictiva. Los casos con razón pulpa/aire más altos no son considerados, pues no son rangos de operación comunes.

Finalmente, se busca ver el aporte de la profundidad de espuma, por lo que se mantiene la situación anterior para el APR y la profundidad de espuma toma el valor de 30 [cm]. Las Figuras 3.18 y 3.19 muestran los resultados obtenidos.



33 32 Ley de Concentrado [%] 31 30 29 28 27 26 25 0,8 0,9 1 1,1 1,6 1,2 1,3 1,4 1,5 1,7 1,8 Flujo de Agua de Lavado [L/min] Simulador - Modelo

Figura 3.18. Comparación modelo vs simulador, ley de alimentación con profundidad de espuma 30 [cm]

Figura 3.19. Comparación modelo vs simulador, flujo de agua de lavado con profundidad de espuma 30 [cm] Se puede observar que, para ambos casos, la variación en el error entre el simulador y el modelo es similar al caso anterior, por lo que se concluye finalmente que principalmente el modelo no predice bien con bajas leyes de alimentación, aumentando el error cuando la APR tiende a la saturación.

3.3.4. Modelo corregido

Debido a los resultados mostrados en la sensibilización del modelo, se propone realizar un modelo corregido cercano a la zona de operación común del sistema a modo de retirar combinaciones de datos, en particular, de variables operacionales que son difíciles de encontrar en la operación como lo son altos niveles de APR (sobre 0.5) y bajas profundidades de espuma (bajo 20 [cm]). La Tabla 3.5 muestra los nuevos datos utilizados para la construcción del nuevo modelo.

Variables Operacionales		Variables de Alimentación			
APR [-]	Profundidad de Espuma [cm]	Ley de Cobre [%]	Flujo de Alimentación Fresca [L/min]	Granulometría +#200 [%]	Flujo de Agua Lavado [L/min]
0.2	20	8	3.52	10	1.0
0.35	30	11	5.52	15	1.5
0.45	40	15	7.52	20	1.7

 Tabla 3.5. Matriz de variables para modelo corregido

De la misma forma que en la creación del primer modelo, se ingresan las combinaciones de estos datos en conjunto a sus correspondientes leyes de concentrado y recuperaciones a la herramienta de Matlab, *PLS Toolbox* y se genera el nuevo modelo. La Figura 3.20 muestra las variables latentes para la ley de concentración, la Figura 3.21 muestra las variables latentes de la recuperación y la Tabla 3.6 añade la información estadística de las figuras anteriores.



Figura 3.20. Variables latentes ley de concentrado de cobre modelo corregido



Figura 3.21. Variables latentes recuperación de cobre modelo corregido

	Valor		Valor		RMSECV	
	Latente	Bloque X	Latente	Bloque Y	Ley de	RMSECV
	Bloque X	Acumulativo	Bloque Y	Acumulativo	Concentrado	Recuperación
1	16.67	16.67	73.98	73.98	0.93401	6.94
2	16.67	33.34	19.80	93.78	0.488847	3.184
3	16.67	50.01	0.00	93.78	0.488876	3.1836
4	16.67	66.68	0.00	93.78	0.48849	3.1831
5	0.00	66.68	0.00	93.78	0.48849	3.1831
6	0.00	66.68	0.00	93.78	0.48849	3.1831

Tabla 3.6. Información estadística modelo corregido

En las Figuras 3.20 y 3.21 se puede observar que la raíz de los errores cuadráticos medios (RMSE) alcanzan un mínimo para la variable latente 2, por lo que ésta es la seleccionada para la creación del modelo. Esta información es ratificada utilizando la Tabla 3.6, donde se observa que el RMSE es mínimo para la ley de concentrado y cercano al mínimo para la recuperación.

El modelo final se describe en la Ec 3.5 para la ley de concentrado y la Ec 3.6 para la recuperación de cobre.

$$Ley = 24.15 - 11.08APR + 0.11h_F + 0.35x_F - 0.13F_A - 0.046Gr + 1.17F_L \quad (Ec. 3.5)$$

$$Rec = 110.89 + 94.16APR - 0.88h_F + 0.014x_F - 6.25F_A - 0.30Gr - 7.24F_L$$
 (Ec. 3.6)

Donde APR es la razón aire/pulpa, h_F es la profundidad de espuma, x_F es la ley de cobre en la alimentación, F_A es el caudal fresco de alimentación, Gr es la granulometría de la malla +#200 y F_L es el flujo de agua de lavado.

La Figura 3.22 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Q residuals*. Como se puede observar el modelo tiene cercanía con los datos entre el 25 y 30%, siendo mayor el valor predicho al medido en los extremos. La coloración, al igual que en los gráficos del modelo anterior, se muestra una coloración azul en la mayoría de los datos, por lo que hay suficiencia de ajuste, solo entre el 27 y 30% de ley de concentrado el *Q residuals* tiene un valor alto, sin embargo, en el común de los casos posee un bajo valor.



Figura 3.22. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color Q residuals



Figura 3.23. Modelo vs simulador ley de concentrado de cobre, color T² Hotelling's

La Figura 3.23 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Hotelling*'s T^2 . En este caso el análisis es muy similar al anterior, pues la mayoría de la coloración es azul,

por lo que la varianza de los datos predichos es baja, solo unos pocos datos tienen una varianza alta.

La Figura 3.24 muestra los residuos de la ley de concentrado, donde se pueden observar tendencias lineales en tres sectores, todos con distinta pendiente. El primer sector se encuentra con una ley de concentrado menor a 25.65%, la segunda entre 25.65 y 29.98% y la última mayor a 29.98%.



Figura 3.24. Residuos ley de concentrado de cobre

Utilizando esta información se pueden generar rectas de ajuste que permitan llevar los residuos distribuidos cercano al cero, a modo de relacionarlos con el error típico de la creación de modelos. Las Ec. 3.7, 3.8 y 3.9 se utilizaron para corregir los rangos antes mencionados.

Ley menor a 26.65%

$$Ley^* = Ley - (-0.42 Ley + 10.93) = 1.42 Ley - 10.93$$
 (Ec. 3.7)

Ley entre 26.65 y 29.98%

$$Ley^* = Ley - (-0.011 Ley + 0.15) = 1.011 Ley - 0.15$$
 (Ec. 3.8)

Ley mayor a 29.98%

$$Ley^* = Ley - (0.72 Ley - 21.31) = 0.28 Ley + 21.31$$
 (Ec. 3.9)

La Figura 3.25 muestra los nuevos residuos al utilizar las ecuaciones de corrección, por lo que se puede observar el promedio se encuentra cercano al 0, por lo que se genera un modelo con mejor ajuste.



Figura 3.25. Residuos para ley de concentrado de cobre con modelo corregido

El Anexo C presenta los indicadores estadísticos más importantes para el modelo de la ley de concentrado de cobre obtenidos desde la herramienta *PLS Toolbox*, los cuales corroboran la información presentada anteriormente, además se entregan algunos indicadores al corregir el modelo mediante las ecuaciones 3.7, 3.8 y 3.9.

Por otro lado, la Figura 3.26 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la recuperación de cobre, además la coloración indica los Q *residuals*. A diferencia del modelo anterior, en este caso los datos se encuentran con baja variabilidad en torno al modelo y la coloración es mitad azul y mitad amarilla anaranjada, por lo que tiene una mayor suficiencia de ajuste respecto al modelo anterior, sin embargo, aún es impreciso en algunas zonas como lo es la comprendida entre el 50 y 70% de recuperación.



Figura 3.26. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color Q residuals



Figura 3.27. Modelo vs simulador recuperación de cobre, color T² Hotelling's

La Figura 3.27 muestra la comparación entre los datos iniciales y los datos predichos por el modelo para la ley de concentrado de cobre, además la coloración indica los *Hotelling*'s T^2 , donde se puede notar que la cantidad de puntos con coloración roja anaranjada del modelo

anterior disminuye notablemente, manteniendo una coloración azul en su mayoría. Esto implica que el modelo genera una varianza baja reforzando que el modelo corregido genera mejores resultados tanto para la ley de concentrado como para la recuperación.

La Figura 3.28 muestra los residuos de la recuperación, en donde se puede apreciar una alta dispersión, pero menor a la dispersión notada en los residuos para la recuperación del modelo anterior. Además, se puede observar que el promedio de los datos con recuperación inferior a 45% se encuentra alrededor de 3.76, por otro lado, cuando la recuperación es mayor a 45% el promedio de los datos se encuentra en torno a -0.61. En base a esta información, se realizan ajustes en los resultados obtenidos por el modelo a modo de que los residuos se encuentren en torno a cero para lo cual se utilizan las Ec 3.10 y 3.11.

Recuperación menor a 45%

$$Rec^* = Rec - 3.76$$
 (Ec. 3.10)

Recuperación mayor a 45%

$$Rec^* = Rec - 0.61$$
 (Ec. 3.11)



Figura 3.28. Residuos recuperación de cobre



La Figura 3.29 muestra los nuevos residuos al utilizar las ecuaciones de corrección.

Figura 3.29. Residuos para recuperación de cobre con modelo corregido

El Anexo C presenta los indicadores estadísticos más importantes para el modelo de la ley de concentrado de cobre obtenidos desde la herramienta *PLS Toolbox*, los cuales corroboran la información presentada anteriormente, además se entregan algunos indicadores al corregir el modelo mediante las ecuaciones 3.10 y 3.11.

3.3.5. Sensibilización del modelo corregido

A modo de complementar la información anterior, donde se muestra que el modelo corregido tiene una mejor predicción que el modelo original se realiza un análisis de sensibilidad utilizando las mismas combinaciones de variables de la Tabla 3.4 utilizados en el análisis de sensibilidad del modelo original.

Los resultados para la variación de cada condición de alimentación se muestran a continuación.

Ley de cobre de alimentación





Figura 3.30. Comparación modelo corregido vs simulador, ley de alimentación

En esta se puede observar que el mayor error se encuentra para leyes de alimentación sobre 15%, alcanzando un error de 1.2%, mientras que, para el resto del rango, la predicción del modelo es bastante acertada. Claramente se evidencia que el modelo corregido para variaciones en esta condición de alimentación cuenta con una mejor predicción que el modelo original.

Caudal de alimentación fresca

La Figura 3.31 muestra los resultados obtenidos para la variación del caudal de alimentación fresca utilizando el caso base en las otras variables, donde se puede observar que existe un pequeño error en la variación del caudal, con un valor máximo del error de 0.4% a caudales bajos.



Figura 3.31. Comparación modelo corregido vs simulador, caudal de alimentación fresca *Granulometría* +#200 (75 [μm])

La Figura 3.32 muestra los resultados obtenidos para la variación de la granulometría de la malla +#200 (75 $[\mu m]$) utilizando el caso base en las otras variables. En esta se puede observar que prácticamente no existe diferencia entre la predicción del modelo corregido y el simulador.



Figura 3.32. Comparación modelo corregido vs simulador, granulometría +#200

Flujo de agua de lavado

La Figura 3.33 muestra los resultados obtenidos para la variación del flujo de agua de lavado utilizando el caso base en las otras variables. Al igual que en el caso anterior, la diferencia entre modelo corregido y simulador es mínima en todo el rango de operación.



Figura 3.33. Comparación modelo corregido vs simulador, flujo de agua de lavado

A modo de conclusión, se puede asegurar que el modelo corregido predice de mejor forma los datos que el modelo original, pues los residuos se encuentran para la mayoría de los casos en torno a cero.

3.4. Desarrollo del control supervisor

El sistema de control supervisor experto debe ser capaz de encontrar un punto de operación que cumpla con los objetivos metalúrgicos planteados a través del movimiento de los *set points* de los recursos disponibles, además debe generar alarmas que informen de las condiciones de operación y cumplimiento de objetivos.

El control supervisor desarrollado sigue las reglas lógicas planteadas previamente como base. En la Figura 3.34 se observa el algoritmo principal del sistema experto, en donde se pueden apreciar dos rutinas principales: la rutina predictiva y la rutina control experto.



Figura 3.34. Rutina principal del control supervisor desarrollado

Donde \mathbf{x}_t corresponde a las variables independientes en el tiempo t, para este caso serían las condiciones de alimentación, \mathbf{y}_t corresponde a las variables dependientes en el tiempo t, que

son equivalentes a los objetivos metalúrgicos. En caso de que algún objetivo en particular sea utilizado se escribirá su abreviación Ley (ley de concentrado) o Rec (recuperación).

Las variables operacionales o recursos para el tiempo t se describen con la letra \mathbf{u}_t , en caso de ser utilizado algún recurso en particular se escribirá su abreviación h_F o APR. Finalmente, \mathbf{y}_{sp} corresponde al *set point* de los objetivos metalúrgicos.

El algoritmo principal debe ser alimentado con las variables operacionales y las condiciones de alimentación en tiempo real, las cuales ingresarán al simulador metalúrgico, simulando la planta industrial. Este punto es importante, pues limita el uso de dicho simulador a sólo conocer los resultados metalúrgicos y la obligación de usar un modelo simplificado para el control predictivo.

Las condiciones de alimentación actuales se pueden comparar con las condiciones de alimentación en un tiempo anterior, en caso de que estas sean iguales se activará la rutina control experto. En caso contrario, se activa la rutina predictiva, donde se buscará predecir cuales son las mejores variables operacionales para dicha condición utilizando la rutina control experto. El resultado de ambas rutinas es un nuevo *set point* de la APR y/o profundidad de espuma y para luego volver a evaluar el simulador metalúrgico.

Es importante señalar que esta celda se encontraría dentro de un circuito de flotación, por lo que la operación en muchos casos estará ligada a las capacidades de los otros equipos del circuito. Es necesaria la creación de un algoritmo que en casos de saturación de recursos o incapacidad de cumplir ambos objetivos simultáneamente consulte al operador cuál es la mejora solución al problema. Los casos contemplados son los siguientes:

Si se cumple la ley de concentrado, pero la recuperación disminuye considerablemente afectando el desempeño de equipos que tratan las colas de la etapa de limpieza como los *Scavenger*. En este caso se debe dar la opción de regular sólo la recuperación a un *set point* determinado por la situación, desactivando el control de ley de concentrado, pues ambos objetivos serán imposibles de alcanzar en conjunto.

- Si se cumple la ley de concentrado, pero no la recuperación mínima y el *Scavenger* tiene capacidad suficiente para tratar las colas de la celda Jameson, se mantendría la situación inicial sin realizar cambios de *set point*.
- En caso de que no se cumpla la ley de concentrado o sea imposible lograr ambas condiciones y el *Scavenger* se encuentra en su máxima capacidad se debe solicitar una mejora en el concentrado del *Rougher*.

Si los objetivos metalúrgicos son satisfechos, se envía el mensaje "Objetivos Cumplidos" por la consola. En caso contrario, se evalúa la saturación de los recursos, en caso afirmativo es imposible cumplir los objetivos enviando el mensaje "Imposible Lograr Objetivos" por consola y se debe solicitar un cambio en la operación a las celdas *Rougher* previas a la etapa de limpieza, a modo de mejorar la calidad de su concentrado. El caso negativo implica que aún existe holgura en los recursos para lograr los objetivos, por lo que el mensaje "Cambiando Set Points" es entregado.

3.4.1. Rutina predictiva

Los cambios en las condiciones de alimentación generan dos situaciones complejas, en primer lugar, son motivo de salir de estado estacionario y segundo, tienden a generar irregularidades en el proceso, ya que quizá los mismos *set points* de las variables operacionales no sean los óptimos para mantener el proceso controlado. El control predictivo desarrollado busca compensar la mayoría de estas complejidades, cambiando los *set points* en la dirección correcta antes de que los objetivos dejen de cumplirse, volviendo el proceso mucho más estable.

El algoritmo creado como rutina predictiva se muestra en la Figura 3.35. La estrategia utilizada se basa en el cumplimiento de los objetivos metalúrgicos calculados a partir del modelo simplificado, obteniendo los nuevos *set points* a través de la rutina control experto. En caso de que los nuevos valores de *set point* sean distintos a los obtenidos anteriormente se vuelve a evaluar el modelo con los nuevos valores de APR y profundidad de espuma hasta que la diferencia entre el valor nuevo y el antiguo sea menor a 0.001 donde ambos valores se consideran iguales, terminando la iteración.



Figura 3.35. Rutina predictiva de control supervisor desarrollado

3.4.2. Rutina control experto

La rutina de control experto es utilizada tanto en la rutina principal como en la rutina predictiva y es la encargada de establecer qué recurso utilizar y con qué magnitud para mantener la ley de concentrado entre los valores solicitados y maximizar la recuperación.

El enfoque utilizado para desarrollar el algoritmo de control corresponde a utilizar la información del simulador metalúrgico sólo cuando el sistema se encuentre en estado estacionario, pues es cuando se cumplen las condiciones para las cuales éste fue construido.

La Figura 3.36 muestra el algoritmo creado para el control experto. La estrategia utilizada tiene tres macro secciones, en primer lugar y como ob*jet*ivo de mayor importancia se debe asegurar que la ley se encuentre por sobre el valor mínimo de la banda, luego se debe satisfacer la recuperación mínima siempre y cuando exista holgura en los recursos y se

cumpla la condición anterior, finalmente se regula la ley en caso de que ésta se encuentre por sobre el límite superior.

Antes de cumplir cualquiera de los objetivos antes mencionados se debe asegurar que el proceso se encuentre en estado estacionario, por lo que se utiliza el detector de estado estacionario desarrollado.

Además, es necesario asegurar de que la distancia entre el *set point* y el valor medido de los recursos sea mínimo, a modo de generar un sistema redundante que valide que los objetivos metalúrgicos obtenidos corresponden a un estado estacionario luego de generar un cambio de *set point*, para lo cual se desea que la norma de la diferencia entre el vector de recursos medidos y el vector de *set points* de los recursos sea menor a un valor que comienza siendo uno y luego se convierte en la norma de la diferencia de la iteración anterior.

Para cumplir el primer objetivo, se realiza el siguiente procedimiento:

- Se comparan las razones de disponibilidad de APR y profundidad de espuma. La variable que posea mayor disponibilidad será la utilizada.
- Se calcula un nuevo *set point* para la variable seleccionada que es proporcional al error existente entre la ley de cobre y el valor deseado mínimo. La Ec. 3.12 muestra a modo genérico el modo de cálculo del siguiente *set point*.

$$u_{t+1} = u_t + k_i \, e_{x_c 1} \tag{Ec. 3.12}$$



Figura 3.36. Rutina experta de control supervisor desarrollado

Donde \mathbf{u}_t es el recurso u en el tiempo t, k_i es la constante de proporcionalidad para el recurso i y e_{xc1} corresponde a la diferencia entre la ley actual y el *set point*.

- Se calcula la razón de disponibilidad utilizando el valor calculado anteriormente r_{it+1} .
- Si r_{i t+1} o la razón de disponibilidad del recurso no seleccionado es mayor al 80% se calcula el nuevo *set point* para que se encuentre alrededor de este valor. Este paso es realizado a modo que el control no sobre reaccione con los primeros cálculos de *set point* y poder encontrar una respuesta con los recursos en combinación lineal y no solo usando uno de las variables para resolver el problema.
- En caso contrario, se determina si el *set point* calculado se encuentra fuera del rango establecido para cada recurso. En caso de ser cierto, se establece el *set point* como el valor máximo o mínimo dependiendo del caso, en caso contrario, se mantiene el *set point* calculado en un principio.

Cuando ya se cumplió el primer ob*jet*ivo, se pasa a evaluar la recuperación. En caso de que ésta sea menor al límite inferior y exista holgura en los recursos se procede a disminuir el nivel de saturación de ambos recursos simultáneamente, ya que como se mencionó anteriormente el movimiento necesario en los recursos para aumentar la recuperación es opuesto a los necesarios para aumentar la ley.

Los cálculos de los nuevos *set points* son proporcionales al error entre la recuperación actual y el valor mínimo deseado. La Ec. 3.13 muestra el cálculo realizado.

$$u_{t+1} = u_t + k_i \, e_R \tag{Ec. 3.13}$$

Donde u_t es el recurso u en el tiempo t, k_i es la constante de proporcionalidad para el recurso i y e_R corresponde a la diferencia entre la recuperación actual y el *set point*.

Finalmente, se evalúa si la ley de concentrado se encuentra por sobre el límite superior establecido. En caso afirmativo, se realiza un movimiento similar al realizado para aumentar la recuperación, los nuevos *set points* serán proporcionales al error entre la ley actual y el valor deseado, de acuerdo a la Ec. 3.14.

$$u_{t+1} = u_t + k_i \, e_{xc2} \tag{Ec. 3.14}$$

Donde u_t es el recurso u en el tiempo t, k_i es la constante de proporcionalidad para el recurso i y e_{xc2} corresponde a la diferencia entre la ley actual y el *set point*.

Cada constante de proporcionalidad fue determinada mediante el método de prueba-error a modo de que exista un compromiso entre la agresividad, la velocidad de respuesta y la estabilidad del sistema. La Tabla 3.7 muestra las constantes de proporcionalidad para cada caso.

Tabla 3.7. Constantes de proporcionalidad

Constante	Ley baja	Ley alta	Recuperación
k_{hF}	300	50	10
k _{APR}	6.5	1.5	0.18

3.5. Interfaz gráfica

3.5.1. Control Experto

En la Figura 3.37 se presenta la ventana creada como interfaz gráfica para el control experto supervisor desarrollado. En ésta se pueden ver gráficos en tiempo real para los indicadores metalúrgicos y los recursos utilizados para lograr los objetivos.





En el costado izquierdo se encuentran los botones que permiten acceder a las demás ventanas interactivas, las cuales se encuentran agrupadas con el ob*jet*ivo de hacer más fácil el acceso a las mismas.

En el costado inferior izquierdo se pueden modificar los valores de condiciones de alimentación: caudal de alimentación fresca, ley de cobre, granulometría en malla +#200 y flujo de agua de lavado. Además, se puede visualizar el porcentaje de sólidos en el *downcomer*.

En el costado derecho se observan las razones de disponibilidad de cada recurso, además en caso de que los recursos se encuentren saturados, se despliega un mensaje de qué recurso se encuentra en este estado. También se pueden observar los valores de proceso y los *set points* de los recursos e indicadores metalúrgicos.

En el lado inferior derecho se encuentran dos alarmas y un *switch*. La primera alarma está asociada al cumplimiento de los objetivos metalúrgicos del control experto. Puede desplegar cuatro mensajes: si el control experto no está activado se muestra el mensaje "Experto Apagado", si los recursos no están saturados y aún no se cumplen los objetivos se muestre el mensaje "Moviendo Set Points", si los recursos están saturados y aún no se cumplen los objetivos se muestra el mensaje "Imposible Lograr Objetivos", finalmente si los objetivos son cumplidos se muestra el mensaje "Objetivos Cumplidos".

La segunda alarma está asociada al detector de estado estacionario, si la luz es de color verde se muestra el mensaje "Estado Estacionario", en caso contrario, si la luz es de color roja se muestra el mensaje "Estado Transiente". Finalmente, el *switch* es usado para activar o desactivar el control experto.

3.5.2. Panel de Decisión

La Figura 3.38 muestra la ventana creada para la toma de decisiones en casos extremos, donde se necesitará de información adicional respecto a otros equipos del circuito de flotación para la toma de decisiones.



Figura 3.38. Ventana decisión extrema del HMI

La información que despliega está ventana es la suficiente como para tomar una decisión basada en la información de la planta, pues posee los gráficos en tiempo real de objetivos metalúrgicos y, más abajo se encuentran los valores de *set points* de recursos y objetivos.

Como bien se mencionó anteriormente, existen tres casos, sin embargo, dos de ellos tienen el mismo accionar:

- En caso de que el *Scavenger* puede soportar sobrecargas o se requiera de una mejora en la alimentación para operar de buena forma, es decir, una modificación desde el *Rougher*, se debe seleccionar la opción 1, donde se deja en funcionamiento el control bajo el objetivo principal, mantener la ley de concentrado dentro de una banda óptima y maximizar la ley, dentro de los términos posibles.
- En caso de que el *Scavenger* no pueda recibir una sobrecarga, se debe seleccionar la opción 2, pues en ésta solo se activa el control de recuperación por sobre el de ley de concentrado, a modo de sacrificar la ley en cierta medida para mantener una recuperación mínima.

CAPITULO 4: Experiencias Control Supervisor

La celda Jameson se encuentra inmersa dentro de un circuito de flotación. El más básico corresponde a la configuración RCS, compuesta por una etapa *Rougher*, una etapa *Cleaner* y una etapa *Scavenger* como se muestra en la Figura 4.1, siendo en la segunda etapa donde se posiciona la celda Jameson para este caso.



Figura 4.1. Circuito de flotación RCS típico

Para comprobar el comportamiento deseado del control supervisor desarrollado, es decir, que la ley de concentrado se mantenga entre 27.7 y 28.7% y la recuperación sea mayor a 60%, se deben realizar experiencias bajo distintas condiciones de alimentación y escenarios del circuito de flotación.

Se propone realizar cuatro experiencias, la primera busca evidenciar el comportamiento del sistema bajo un aumento en la ley de alimentación, en esta experiencia se busca además confirmar el apoyo de la rutina predictiva para la resolución de problemas.

Las siguientes tres experiencias corresponden a los tres casos que se evidenciaron previamente, es decir, disminución en la ley de alimentación con escenarios distintos del circuito *Scavenger* y aumento de la ley cuando se pide una mejora en las condiciones del concentrado *Rougher*.

4.1. Experiencia N°1: Tendencia subida de la ley

En esta experiencia se evalúa el aporte de la rutina predictiva respecto a la respuesta generada por el sistema supervisor experto retroalimentado. La Tabla 4.1 muestra las condiciones de alimentación inicial y el cambio generado, la cual es igual para ambos casos.

Condiciones de alimentación	Inicio	Término
Flujo de alimentación [L/min]	5.52	5.52
Ley de alimentación [%]	12	14
Granulometría +#200 [%]	12	12
Flujo de agua de lavado [L/min]	1.5	1.5

Tabla 4.1. Cambio de condiciones de alimentación, experiencia N°1

La Figura 4.2 muestra la acción en torno a los recursos del control supervisor experto sin la rutina predictiva, mientras que la Figura 4.3 muestra los objetivos metalúrgicos asociados a dichos movimientos.

Se puede observar que luego del aumento de la ley de alimentación de cobre en la muestra 140, el sistema supervisor experto inicia una serie de cambios a modo de volver a los valores consigna de la ley de concentrado que se obtiene, la cual sube por sobre el valor máximo deseado ocasionando que los recursos se muevan en conjunto para disminuir su valor. Además, se puede notar que la ley de concentrado se encuentra por sobre el mínimo al igual que la recuperación.



Figura 4.2. Razones de saturación, experiencia Nº1 sin control predictivo



Figura 4.3. Objetivos metalúrgicos, experiencia Nº1 sin control predictivo

Desde que se realiza el cambio hasta finalizar la experiencia los objetivos se cumplieron un 28% del tiempo total, ya que sólo se logra mantener la ley por debajo de 28.7% al final del experimento.

La respuesta que se obtiene se encuentra justo dentro del umbral, obteniendo una ley de concentrado promedio de 28.7%, mientras que la recuperación obtenida finalmente es de 74.9% en promedio. Claramente son valores que cumplen las condiciones, sin embargo, el

tiempo que conlleva conseguir esta respuesta es de aproximadamente 18 minutos, lo cual se debe principalmente a que el sistema no pudo prever la magnitud del cambio a tiempo.

Por otro lado, la Figura 4.4 muestra la acción en torno a los recursos del control supervisor experto con la rutina predictiva activa, mientras que la Figura 4.5 muestra los objetivos metalúrgicos asociados a dichos movimientos.

Se puede observar que tras el aumento de la ley de alimentación de cobre en la muestra 97, ocurre un leve aumento de la ley de concentrado para que luego la rutina predictiva actúe, generando un solo cambio de los *set points* de los recursos para que la ley de concentrado vuelva a estar dentro de la banda óptima.



Figura 4.4. Razones de saturación, experiencia Nº1 con control predictivo



Figura 4.5. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°1 con control predictivo

Para este caso, el porcentaje de tiempo con cumplimiento de objetivos alcanza un 97% considerando desde que se realiza el cambio en la alimentación. Esto se debe a la acción oportuna de la rutina predictiva e implica un aumento considerable del tiempo en que se cumplen los objetivos respecto a la experiencia anterior.

Este proceso se desarrolla en aproximadamente 4 minutos desde que se origina la modificación en la alimentación, siendo un 25% del tiempo previamente registrado,

evidenciando la gran diferencia que implica incluir un sistema predictivo con un modelo que represente de buena forma el proceso. El sistema obtiene los valores de un 28.2% de ley de concentrado y 78.5% de recuperación.

4.2. Experiencia N°2: Tendencia bajada de la ley, Tipo 1

La primera experiencia con tendencia a una disminución de la ley de alimentación corresponde al caso de decisión, donde la recuperación tiene un valor en extremo bajo y el *Scavenger* no cuenta con los recursos para soportar una sobrecarga, por lo que se decide actuar solo con el control de recuperación con un *set point* de 55%. La Tabla 4.2 muestra las condiciones de alimentación inicial y el cambio realizado.

Condiciones de alimentación	Inicio	Término
Flujo de alimentación [L/min]	7.5	7.5
Ley de alimentación [%]	12	8
Granulometría +#200 [%]	12	12
Flujo de agua de lavado [L/min]	1.5	1.5

Tabla 4.2. Cambio en condiciones de alimentación, experiencia $N^\circ 2$

La Figura 4.6 muestra la acción en torno a los recursos realizados por el control supervisor experto desarrollado, mientras que la Figura 4.7 muestra los objetivos metalúrgicos asociados a dichos movimientos.

Se puede observar una leve tendencia al descenso de la ley de concentrado luego de la muestra 184, debido al cambio en la condición de alimentación, hasta que se acciona el control predictivo. Bajo esta situación, una vez alcanzado el estado estacionario, se activa el panel de decisión seleccionando la opción 2 con un *set point* de recuperación de 55%, ya que el *Scavenger* no puede soportar la baja recuperación, pues no es posible alcanzar ambos objetivos metalúrgicos en conjunto.

Alrededor de la muestra 660, cuando empieza la acción del control de recuperación se ejecutan cambios de *set point* simultáneos, hasta que se alcanza la recuperación deseada.



29,5 65 60 29,0 Ley de Concentrado [%] Recuperación [%] 28,5 55 28,0 50 45 27,5 27,0 40 26,5 35 0 200 400 600 800 1000 1200 1400 1600 Muestra [s] Ley de Concentrado Recuperación





Los valores finales son en promedio una ley de concentrado de 27.0% y una recuperación de 55.1%, lo que demuestra el cumplimiento del control de recuperación posibilitando la máxima ley de concentrado posible.

4.3. Experiencia N°3: Tendencia bajada de la ley, Tipo 2

La segunda experiencia con tendencia a la disminución de ley de alimentación corresponde a un caso en que el Scavenger tiene recursos suficientes como para soportar una recuperación por debajo del mínimo en la celda Jameson. La Tabla 4.3 muestra las condiciones iniciales y el cambio realizado en las condiciones de alimentación.

Condiciones de alimentación	Inicio	Término
Flujo de alimentación [L/min]	7.0	7.0
Ley de alimentación [%]	12	8
Granulometría +#200 [%]	12	12
Flujo de agua de lavado [L/min]	1.5	1.5

Tabla 4.3. Cambio de condiciones de alimentación, experiencia N°3

La Figura 4.8 muestra la acción en torno a los recursos realizados por el control supervisor experto desarrollado, mientras que la Figura 4.9 muestra los objetivos metalúrgicos asociados a dichos movimientos.

Se puede observar una tendencia en la disminución de la ley de concentrado a partir de la muestra 156, debido al cambio en la condición de alimentación.

Gracias al cambio de *set points* generados por el control predictivo se observa una disminución en la recuperación y un aumento en la ley de concentrado, bajo esta condición se muestra la pantalla de decisión. Para este caso, la decisión tomada corresponde a una situación en donde el *Scavenger* tiene capacidad para soportar una recuperación más baja de la celda Jameson, por lo que se selecciona la opción 1, en otras palabras, mantener ambos controles activados privilegiando mantener la ley por sobre el mínimo.



Figura 4.8. Razones de saturación, experiencia N°3



Figura 4.9. Objetivos metalúrgicos, experiencia N°3

Finalmente, se ajusta la ley de concentrado realizando un cambio simultáneo en ambos recursos, obteniendo los siguientes promedios de los indicadores metalúrgicos, la ley de concentrado tiene un valor de 27.8% y la recuperación, 53.8%.

4.4. Experiencia N°4: Tendencia aumento de la ley, solicitud a Rougher

La tercera experiencia con tendencia al aumento de ley de alimentación corresponde a una continuación del caso anterior, donde ya no es posible mantener la baja recuperación porque el Scavenger no tiene los recursos para mantener una buena operación y la celda Jameson no tiene un mejor escenario para actuar, por lo que se requiere una mejora en las condiciones de alimentación, solicitando al Rougher un aumento en su ley de concentrado. La Tabla 4.4 muestra las condiciones iniciales y el cambio realizado en las condiciones de alimentación.

Condiciones de alimentación	Inicio	Término
Flujo de alimentación [L/min]	7.0	7.0
Ley de alimentación [%]	8	11,5
Granulometría +#200 [%]	12	12
Flujo de agua de lavado [L/min]	1.5	1.5

Tabla 4.4. Cambio en condiciones de alimentación, experiencia N°4

La Figura 4.10 muestra la acción en torno a los recursos realizados por el control supervisor experto desarrollado, mientras que la Figura 4.11 muestra los objetivos metalúrgicos asociados a dichos movimientos.

Se puede observar una tendencia de aumento en la ley de concentrado a partir de la muestra 95, donde ocurre el aumento en la ley de alimentación. Como la nueva ley de alimentación se encuentra por sobre 11%, el control predictivo actúa generando un solo cambio en los *set points* lo cual regula la ley de concentrado dentro de la banda óptima definida.


29,0 70 28,8 65 28,6 % 28,4 % 28,2 % 28,2 % 28,2 % 28,0 % 28,0 % 27,8 % 27,6 % 27 60 55

27,4 27,2

0





,50

Muestra [s]

200

Recuperación

250

,00

-- Ley de Concentrado

50

Los valores promedio finales tanto para la ley de concentrado como la recuperación son 28.7% y 64.0% respectivamente, mientras que el tiempo en completar los objetivos es de 3 minutos.

Recuperación [%]

50

45

40

200

Conclusiones

Se desarrolló satisfactoriamente un sistema de control supervisor experto en la celda Jameson L-150 de flotación piloto utilizando el sistema de control distribuido y simulador metalúrgico desarrollados en trabajos anteriores. De este modo se puede asegurar que al utilizar el control supervisor experto se obtendrá una ley de concentrado de cobre entre 27.7 y 28.7% maximizando la recuperación de cobre, manteniendo al menos un mínimo del 60% a menos que bajo ciertas condiciones de la planta se requiera un comportamiento especial.

La rutina de control predictivo desarrollado tiene una gran repercusión en los tiempos de satisfacción de objetivos, disminuyendo en aproximadamente 14 minutos el tiempo para el caso estudiado. Este resultado va a depender de la rigurosidad y validez del modelo utilizado.

La rutina de control experto retroalimentado cumpla una aceptable función al corregir las desviaciones causadas luego de la aplicación de la rutina predictiva. La discriminación por disponibilidad del recurso a utilizar resulta conveniente a modo de no saturar alguno de los recursos y mantener siempre la operación en un punto intermedio, lo que genera una mayor cantidad de combinaciones de variables operacionales ante variaciones en el proceso.

El modelo simplificado utilizado en la rutina predictiva para el cálculo de la ley de concentrado y recuperación de cobre bajo ciertas condiciones de alimentación y operación resulta satisfactorio, obteniendo un R^2 de 0.982 y 0.980 para la ley de concentrado y recuperación de cobre respectivamente, al igual que la raíz del error cuadrático medio, cuyos valores son 0.35 y 3.01 para ley de concentrado y recuperación respectivamente. Estos valores se pueden ver reflejados en un buen ajuste del modelo, lo que aumenta la validez del mismo ante un modelo predictivo.

Finalmente, los cuatro casos resultan satisfactorios por las conclusiones obtenidas a partir de ellos, las cuales básicamente son el gran aporte de la rutina predictiva y el funcionamiento del control supervisor experto respecto a cambios en el circuito de flotación global (Rougher, Scavenger y Cleaner) los que permiten ajustar las condiciones de operación para las necesidades globales y particulares del proceso.

Recomendaciones

Se recomienda estudiar la aplicabilidad de un modelo simplificado basado en métodos multivariables no lineales u otros métodos lineales a modo de mejorar la validez de éstos frente a un sistema predictivo.

Se propone mejorar la detección del estado estacionario, pues uno de los mayores problemas para la acción del control experto retroalimentado consistía en lograr identificar que el sistema se encuentra en estado estacionario. Un claro ejemplo podría ser la definición de pseudo estados estacionarios a modo de replicar ciertas condiciones de toma de decisión en la industria.

Se recomienda integrar una mayor cantidad de condiciones de alimentación tales como adición de reactivos, entre otros al modelo simplificado y simulador metalúrgico con el fin de representar una mayor cantidad de escenarios que puedan ocurrir en la industria.

Se propone implementar un sistema de control supervisor en una planta real utilizando como base el algoritmo planteado en esta tesis. Cabe destacar que se deben ajustar los rangos de objetivos metalúrgicos y ajustar la programación del código tomando en cuenta las diferencias existentes entre una planta real y una piloto, como la disponibilidad de información de los objetivos metalúrgicos en tiempo real con lo que la toma de decisiones para el control experto retroalimentado ya no depende totalmente de la detección de estado estacionario.

Se recomienda estudiar técnicas de detección de fallas en la toma de datos mediante estadística multivariable y así asegurar la calidad de mediciones y actuaciones, pues de estos depende la validez de la implementación de sistemas de control avanzados.

Bibliografía

- Acedo, J. (2006). *Instrumentación y control avanzado de procesos*. España: Editorial Díaz de Santos.
- Bergh, L. (2011). A hybrid approach to empirically test process monitoring, diagnosis and control strategies. *Advanced information technology in education*, 215-222.
- Bergh, L., & Yianatos, J. (2009). The long way toward multivariate predictive control of flotation processes. *Journal of Process Control*, 226-234.
- Eigenvector Research Inc. (2016). *Eigenvector*. Recuperado el 27 de octubre de 2016, de http://www.eigenvector.com/index.htm
- Evans, G., Atkinson, B., & Jameson, G. (1995). *The Jameson Cell*. University of Newcastle, Newcastle.
- Glencore Technology. (2014). *JamesonCell*. Recuperado el 13 de agosto de 2016, de www.jamesoncell.com
- Höskuldsson, A. (1988). PLS regression methods. Journal of Chemometrics, 211-228.
- MacGregor, J. F., & Kourti, T. (1995). Statistical process control of multivariate processes. *Control Engineering Practice, Volume 3*, 403-414.
- Orellana, F. (2015). *Modelación del proceso de flotación en una celda Jameson L-150.* Tesis Magíster Ingeniería Química, Universidad Técnica Federico Santa María, Valparaíso.
- Perry, R., & Green, D. (2008). *Perry's chemical engineers' Handbook*. New York: Editorial McGraw-Hill.
- Quijanes, P. (2015). Instrumentación, Monitoreo y Control de una celda Jameson L-150. Tesis Magíster Ingeniería Química, Universidad Técnica Federico Santa María, Valparaíso.
- Russell, R. (1995). A novel method for automated identification of steady-state. 4065-4066.
- Yianatos, J., & Vinnett, L. (2015). *Flotación de minerales: fundamentos, tecnología y aplicación.* Valparaíso: USM Editorial.

ANEXO A: Estadísticas de modelos PLS

Una vez realizados los modelos para ley de concentrado y recuperación en el *PLS Toolbox* se entrega la siguiente información estadística, la Tabla A muestra los indicadores obtenidos.

_	Ley de Concentrado	Recuperación
RMSEC	1.212	7.601
RMSECV	1.177	7.615
RMSEP	0.718	5.480
R ² Calibración	0.875	0.843
$R^2 CV$	0.882	0.842

Tabla A. Estadística modelo PLS

Donde RMSEC es la raíz del error cuadrático medio de la calibración, RMSECV es la raíz del error cuadrático medio de la *cross validation*, RMSEP es la raíz del error cuadrático medio de la predicción realizada.

Los indicadores R^2 tanto de la calibración como de la *cross validation* indican que la ley de concentrado tiene un mejor ajuste que la recuperación, a pesar de tener un valor bajo 0.9 sobre cuyo valor un ajuste de parámetros puede ser considerado como relativamente bueno, tampoco puede ser considerado como un mal ajuste.

Como se puede ver en la sección 3.3.3 solo algunas regiones del rango de los parámetros presentan una alta falta de ajuste, lo cual disminuye el R^2 .

ANEXO B: Estadísticas de modelos PLS con datos de prueba

Una vez realizados los modelos para ley de concentrado y recuperación en el *PLS Toolbox* e ingresada una matriz para probar los parámetros calculados y su ajuste, se obtiene los valores de la Tabla B.

	Ley de Concentrado	Recuperación
RMSEC	1,212	7,601
RMSECV	1,177	7,615
RMSEP	0,718	5,480
R ² Predicción	0,927	0,898

Tabla B. Estadística modelo PLS con datos de prueba

Donde RMSEC es la raíz del error cuadrático medio de la calibración, RMSECV es la raíz del error cuadrático medio de la *cross validation*, RMSEP es la raíz del error cuadrático medio de la predicción realizada.

En este caso, el \mathbb{R}^2 de las predicciones para la ley de concentrado se encuentra sobre 0.9, considerándose una buena predicción para dicho *set* de datos. Por otro lado, se evidencia una falta de ajuste para la recuperación.

ANEXO C: Estadísticas de modelo corregido PLS

Una vez realizados los modelos corregidos para ley de concentrado y recuperación en el *PLS Toolbox* se entrega la siguiente información estadística, la Tabla C.1 muestra los indicadores obtenidos.

	Ley de Concentrado	Recuperación
RMSEC	0.479	3.177
RMSECV	0.488	3.184
R ² Calibración	0.927	0.948
$R^2 CV$	0.924	0.948

Tabla C.1. Estadística modelo corregido PLS

Donde RMSEC es la raíz del error cuadrático medio de la calibración, RMSECV es la raíz del error cuadrático medio de la *cross validation*.

Los indicadores R^2 tanto de la calibración como de la *cross validation* indican que la ley de concentrado tiene un mejor ajuste que la recuperación, a pesar de tener un valor bajo 0.9 sobre cuyo valor un ajuste de parámetros puede ser considerado como relativamente bueno, tampoco puede ser considerado como un mal ajuste.

Además, la Tabla C.2 muestra la información estadística una vez realizadas las modificaciones al modelo.

	Ley de Concentrado	Recuperación
RMSEC	0.346	3.013
R ² Calibración	0.982	0.980

Como se puede apreciar, los indicadores para el modelo corregido utilizando las ecuaciones en base al rango son mejores que el modelo corregido obtenido a través del PLS, lo cual se traduce en una mejor predicción.