

TRABAJO ESPECIAL DE GRADO

CONTROL MULTIVARIABLE DE UN SISTEMA DE GENERACIÓN DE VAPOR

Presentado ante la Ilustre
Universidad Central de
Venezuela para optar al Título
de Ingeniero Químico
Por el Br. José G. Álvarez S.

Caracas, Noviembre de 2002

TRABAJO ESPECIAL DE GRADO

CONTROL MULTIVARIABLE DE UN SISTEMA DE GENERACIÓN DE VAPOR

TUTORES ACADÉMICOS: Prof. Berenice Blanco
Prof. Nelson Mata

Presentado ante la Ilustre
Universidad Central de
Venezuela para optar al Título
de Ingeniero Químico
Por el Br. José G. Álvarez S.

Caracas, Noviembre de 2002

Caracas, Noviembre de 2002

Los abajo firmantes, miembros del Jurado designado por el Consejo de Escuela de Ingeniería Química, para evaluar el Trabajo Especial de Grado presentado por el bachiller José Gustavo Álvarez Suárez, titulado:

“Control Multivariable de un Sistema de Generación de Vapor”

Consideran que el mismo cumple con los requisitos exigidos por el plan de estudio conducente al Título de Ingeniero Químico, y sin que ello signifique que se hacen solidarios con las ideas expuestas por los autores, lo declaran APROBADO.

Prof. José F. Fernández
Jurado

Prof. César Pérez
Jurado

Prof. Berenice Blanco
Tutor

Prof. Nelson Mata
Tutor

José Gustavo Álvarez Suárez.

CONTROL MULTIVARIABLE DE UN SISTEMA DE GENERACIÓN DE VAPOR

Tutores Académicos: Prof. Berenice Blanco y Prof. Nelson Mata.

Tesis. Caracas, U.C.V. Facultad de Ingeniería. Escuela de Ingeniería Química. Año 2002,
96 pág.

Palabras Claves: Control SISO, Control basado en modelos, Modelo simplificado de control predictivo, Optimización, Índice de desempeño (IAE).

Resumen. Las estrategias de control típicas para calderas presentan un tiempo de respuesta relativamente largo, a causa de la interacción entre las variables. Si se sustituyeran estas estrategias por una estrategia de control basada en modelos como el modelo simplificado de control predictivo (SMPC), que toma en cuenta la interacción, se podría reducir el tiempo de respuesta y lograr un consumo más eficiente del combustible.

El algoritmo de control SMPC, fue desarrollado en un libro de Excel® usando los modelos dinámicos obtenidos de una simulación matemática de una caldera acuatubular. Para la optimización de los parámetros de ajuste del algoritmo se utilizó la herramienta Solver© con la condición de IAE mínimo. Las estrategias de control típicas fueron desarrolladas en Matlab/Simulink® ajustando manualmente los parámetros de los controladores.

Se plantearon tres modelos de control con el algoritmo SMPC: el primero un sistema de orden 3 (3×3), el segundo con la variable nivel como un lazo de control independiente y las demás variables controladas en un sistema 2×2 . Finalmente se planteó el control por lazos simples de las variables, siendo este último el que presentó el menor índice de desempeño, sin embargo, la diferencia entre los índices de este modelo y el segundo es menor al 10%, por lo cual podría utilizarse cualquiera de los dos.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo de control basado en SMPC reduce entre un 7% y un 90% el tiempo de respuesta en comparación con las estrategias típicas de control. En cuanto al consumo de combustible se obtuvo que el modelo de control basado en SMPC y las estrategias de control típicas tenían un consumo equivalente para cada tipo de prueba, por lo cual no se tuvo ninguna mejora en el mismo.

INDICE GENERAL

INDICE DE TABLAS	vii
INDICE DE FIGURAS.....	viii
LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS	xi
1. INTRODUCCIÓN	1
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
2.1 Sistema de generación de vapor y su control.....	3
2.2 Planteamiento del problema.....	7
2.3 Objetivo General	8
3. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	9
3.1 Control multivariable	9
3.2 Determinación de los grados de libertad del proceso y número de variable controlables	10
3.3 Ganancia relativa.....	11
3.4 Método de la matriz de ganancias relativas	12
3.5 Interacción y estabilidad	14
3.6 Estrategias de control para sistemas multivariables.....	15
3.7 Modelo interno de control.....	21
3.8 Modelado dinámico alterno.....	23
3.9 Algoritmos de control predictivo	27
3.10 Optimización de los parámetros de ajuste para SMPC	29
3.11 Implementación digital del SMPC	30
3.12 Identificación dinámica de procesos	30
3.13 Programa ARIDS y Solver© de Excel® para el ajuste de modelos dinámicos	32
4. METODOLOGÍA	34
4.1 Determinación de las variables controladas y manipuladas del proceso	34
4.2 Identificación de los modelos dinámicos	35

4.3	Desarrollo de programas	37
4.4	Implementación de los sistemas de control para la simulación a lazo cerrado	41
4.5	Pruebas de desempeño del sistema	46
5.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	48
5.1	Grados de libertad en el sistema.....	48
5.2	Modelos dinámicos del sistema	50
5.3	Validación del programa de simulación de SMPC	60
5.4	Simulación a lazo cerrado con SMPC.....	64
5.5	Simulación a lazo cerrado con técnicas SISO.....	75
5.6	Comparación de los desempeños de las estrategias de control seleccionadas	76
6.	CONCLUSIONES	79
7.	RECOMENDACIONES	81
	BIBLIOGRAFÍA	82
	ANEXO A. MANUAL DE USUARIO DEL PROGRAMA DE CONTROL BASADO EN SMPC	83
	ANEXO B. RESULTADOS ADICIONALES	90
	ANEXO C. JUSTIFICACIÓN DEL OFFSET EN EL ESTADO ESTACIONARIO	94
	ANEXO D. CONSIDERACIONES PARA LA IMPLEMENTACIÓN REAL DEL MODELO DE CONTROL CON SMPC	96

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Variables de proceso.	49
Tabla 2. Ecuaciones y relaciones.	49
Tabla 3. Número de variables a controlar	49
Tabla 4. Objetivos de control.	50
Tabla 5. Rangos operativos de las variables manipuladas.	52
Tabla 6. Índices y errores de los ajustes de los datos a los modelos.	52
Tabla 7. Modelos del Nivel.	56
Tabla 8. Modelos extras necesarios para el control de tres elementos.	58
Tabla 9. Modelos estables para el nivel.	58
Tabla 10. Comparación de los parámetros de ajuste y de desempeño para la simulación a lazo cerrado del modelo.	60
Tabla 11. Valores iniciales de las variables de estudio.	67
Tabla 12. Índice de error absoluto.	71
Tabla 13. Desviaciones máximas y sobrepicos de las CV para las distintas entradas	72
Tabla 14. Errores en el estado estacionario para el nivel.	72
Tabla 15. Tiempos de respuesta a lazo cerrado de las variables controladas en segundos. .	73
Tabla 16. Robustez de los sistemas de control basados en SMPC.	73
Tabla 17. Comparación de la robustez de los sistemas MIMO y SISO de control.	77
Tabla 18. Consumo de combustible.	78
Tabla A. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{AA}	90
Tabla B. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en flujo de mezcla combustible. .	91
Tabla C. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{AT}	91
Tabla D. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{PC}	92
Tabla E. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{VS}	92

INDICE DE FIGURAS

Figura N°1. Diagrama de un sistema de generación de vapor	3
Figura N°2. Control de tres elementos	5
Figura N°3. Control de la combustión por límites cruzados	6
Figura N°4. Control de la temperatura del vapor sobrecalentado.	7
Figura N°5. Sistema multivariable 2×2	9
Figura N°6. Control manual basado en predicciones de la variable controlada.....	17
Figura N°7. Estructura del control predictivo.	18
Figura N°8. Estructura del control predictivo con filtro.	22
Figura N°9. Coeficientes de respuesta a un escalón.....	24
Figura N°10. Respuesta a un escalón normalizada y coeficientes impulsivos.....	26
Figura N°11. Sistema de control típico.	27
Figura N°12. Esquema de programación del algoritmo SMPC.	30
Figura N°13. Prueba en escalón.	31
Figura N°14. Sistema de estudio.....	48
Figura N° 15. Comportamiento del nivel normalizado para distintas aperturas de válvula.	51
Figura N°16. Respuesta a lazo abierto de P_{VS} ante un cambio en F_G	53
Figura N°17. Respuesta a lazo abierto de P_{VS} ante un cambio en F_{AT}	53
Figura N°18. Respuesta a lazo abierto de T_{VS} ante un cambio en F_{AT}	54
Figura N°19. Respuesta a lazo abierto de L para un cambio en F_{AA}	55
Figura N°20. Respuesta a lazo abierto del Nivel para un cambio en F_G	56
Figura N°21. Modelo estable del nivel dado por prueba de pulso.	59
Figura N°22. Comportamiento del destilado ante los distintos tipo de entrada (programa).	61
Figura N°23. Comportamiento del destilado (X_D) para su cambio de set point (Deshpande, 1989).	61
Figura N°24. Comportamiento del destilado (X_D) para un cambio de set point en la composición del residuo. (Deshpande, 1989).	62

Figura N°25. Comportamiento del destilado (X_D) para un cambio en el flujo de alimentación (Deshpande).....	62
Gráfica N°26. Comportamiento del residuo ante los distintos tipos de entrada.....	62
Figura N°27. Comportamiento del residuo (X_R) para su cambio de set point (Deshpande, 1989).	63
Figura N°28. Comportamiento del residuo (X_R) para un cambio de set point en la composición del destilado (Deshpande, 1989).....	63
Figura N°29. Comportamiento del residuo (X_R) para un cambio en el flujo de alimentación, reportado en la bibliografía.	63
Figura N°30. Comportamiento a lazo cerrado de los modelos estable e integrante.....	64
Figura N°31. Comportamiento de la variable manipulada para ambos modelos.	65
Figura N°32. Influencia de la ganancia del proceso sobre el algoritmo de control.	66
Figura N°33. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3	67
Figura N°34. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3 . 67	
Figura N°35. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3	68
Figura N°36. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times (2 \times 2)$	68
Figura N°37. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times (2 \times 2)$	69
figura N°38. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times (2 \times 2)$	69
Figura N°39. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times 1 \times 1$	70

Figura N°40. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times 1 \times 1$	70
Figura N°41. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times 1 \times 1$	71
Figura N°42. Apertura de la válvula de control de F_G para un cambio en el set point de P_{VS} para los distintos modelos de control.	74
Figura N°43. Comportamiento del nivel para el control típico para las distintas entradas. .	75
Figura N°44. Comportamiento de P_{VS} para el control típico para las distintas entradas.	75
Figura N°45. Comportamiento de T_{VS} para el control típico para las distintas entradas.	76
Figura A1. Pantalla principal del programa.	83
Figura A2. Menú Archivo	84
Figura A3. Datos del proyecto	84
Figura A4. Datos operativos del sistema.....	84
Figura A5. Datos operativos de las perturbaciones.....	85
Figura A6. Parámetros de los modelos dinámicos.....	85
Figura A7. Opción modificar	86
Figura A8. Valores de entrada para la optimización.....	87
Figura A9. Resultados de la optimización.	87
Figura A10. Menú Especiales.	87
Figura A11. Optimización manual.....	88
Figura A12. Menú Simulación.....	89
Figura A13. Parámetros para la simulación.	89
Figura C1. Comportamiento dinámico del nivel modificando los valores de la ganancia del proceso para los cambios de presión del vapor sobrecalentado y consumo.	95

LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS

Símbolos

Simb.	Nombre
a	Coefficiente de respuesta en escalón
c, CV	Variable controlada.
h	Coefficiente impulsivo
m, MV	Variable manipulada
n	Orden del sistema multivariable
NC	Número de variables controladas o manipuladas.
E	Error
F_A	Flujo de aire de combustión.
F_{AA}	Flujo de agua de alimentación.
F_{AT}	Flujo de agua de atemperación.
F_G	Flujo de gas combustible.
F_{PC}	Flujo de purga continua.
F_{PD}	Flujo de purga discontinua.
F_{GC}	Flujo de gases de combustión.
G	Función de transferencia del proceso
G_c	Función de transferencia del controlador
G_d	Función de transferencia de la perturbación
G_{fe}	Función de transferencia del filtro
G_m	Función de transferencia del modelo
G_P	Función de transferencia del proceso real ($G_V * G$)
I_{ij}	Índice de interacción
K	Matriz de ganancias en estado estacionario.
K_P, K_{ij}	Ganancia del proceso. Ganancia del proceso multivariable ($i=CV, j= MV$)
K'_{ij}	Ganancia del proceso multivariable con los demás lazos cerrados
K_c	Ganancia del controlador
k_{ij}	Valor de la inversa de la matriz de ganancias relativas
L	Carga o perturbación
L	Nivel
N	Número de instantes de muestreo equivalente a $4\tau + D$
P	Horizonte de predicción
R	Punto de ajuste (set point)
P_A	Presión del aire de combustión.
P_G	Presión del gas combustible.
P_H	Presión en el hogar de la caldera.
P_{VS}	Presión del vapor sobrecalentado.
T_{AA}	Temperatura del agua de alimentación.
T_{AT}	Temperatura del agua de atemperación.
T_{GC}	Temperatura de los gases de combustión.

T_{VS}	Temperatura del vapor sobrecalentado.
X_{AA}	Concentración de sales disueltas en el agua de alimentación.
X_{SD}	Concentración sales disueltas en el agua.
α	Parámetro de ajuste del SMPC.
λ	Ganancia relativa
θ, D, τ_D	Tiempo muerto
τ	Constante de tiempo
Λ	Matriz de ganancias relativas

Abreviaturas

IAE: Integral Absoluta del Error. Método para el ajuste de controladores basado en la minimización del área del error en la respuesta de una variable.

MGEE: Matriz de Ganancias en el Estado Estacionario.

MIMO: Siglas en inglés de Multi Input – Multi Output, sistema con múltiples variable de entrada y múltiples variables de salida.

Offset: Diferencia entre en valor final deseado para una variable a controlar y el valor obtenido para la misma.

PI: Controlador SISO con acciones proporcional e integral.

PID: Controlador SISO con acciones proporcional – integral – derivativa.

PO(MTM): Modelo de primer orden (o primer orden más tiempo muerto)

RGA: Siglas en inglés de Relative Gain Array, matriz de ganancias relativas en un sistema multivariable.

Set Point (SP): Punto de ajuste de un controlador, es decir el valor deseado para la variable a controlar.

SGV: Sistema de Generación de Vapor.

SISO: Siglas en inglés de Single Input – Single Output, sistema con una variable simple de entrada y una variable simple de salida.

SMPC: Siglas en inglés de Simplified Model Predictive Control o modelo simplificado de control predictivo. Estrategia de control aplicable a sistemas SISO y MIMO.

SO(MTM): Modelo de segundo orden (o segundo orden más tiempo muerto).

1. INTRODUCCIÓN

Las estrategias de control típicas para calderas acuatubulares, si bien son efectivas, presentan la desventaja de tener tiempos de respuesta prolongados debido a la interacción de las variables involucradas. El objetivo de este trabajo es aplicar técnicas de control basado en modelos, las cuales toman en cuenta la interacción, y evaluar la posibilidad de reducir sustancialmente el tiempo de respuesta y lograr un consumo más eficiente del combustible en la etapa de transición.

La técnica de control seleccionada es el modelo simplificado de control predictivo (SMPC) por poseer un único parámetro de ajuste y se aplica mediante los modelos dinámicos obtenidos (identificación de modelos) de la simulación matemática de una caldera acuatubular. Estos modelos también se utilizaron para implementar las estrategias típicas de control y así establecer la comparación entre las mismas. El sistema multivariable obtenido del estudio de grados de libertad es de orden 5, sin embargo, no se pudo manipular el flujo de gases de combustión para el control de la presión en el hogar de la caldera y la poca influencia del flujo de purga continua sobre las demás variables y la poca influencia de las otras sobre ésta, sumado a que el cambio esperado de la misma es pequeño, permitió que esta fuese tratada como una perturbación del sistema y redujo a el sistema a un tercer orden.

La estrategia de control basada en el algoritmo SMPC, fue desarrollada en un libro de Excel® y se utilizó la herramienta Solver© para la optimización de los parámetros de ajuste del algoritmo SMPC para un sistema de orden máximo 6. Se comprobó el correcto funcionamiento del programa comparando los resultados obtenidos con datos reportados en la bibliografía para un sistema de orden 2. También se comprobó la eficiencia del modelo de control ante un proceso integrante y la influencia de la ganancia del proceso sobre el algoritmo de control.

Para el control de la caldera con SMPC se plantearon tres posibles modelos de control. El primero es el sistema 3×3 en el cual se toma en cuenta la influencia de todas las variables para el cálculo de la secuencia de control. El segundo, se caracteriza por tener el

control del nivel como un lazo de control independiente y el resto de las variables en un sistema de segundo orden. El tercer modelo, plantea el control con el algoritmo a través de lazos de control simples basados en el modelo. Las estrategias de control típicas fueron desarrolladas en Matlab/Simulink® y los parámetros de los controladores PI (para la temperatura del vapor sobrecalentado) y PID (para el resto de las variables controladas) se ajustaron manualmente.

Para la correcta operación de la simulación a lazo cerrado con SMPC, se desarrolló una interfaz en Visual Basic® que ayuda al usuario en la introducción de datos y obtención de los resultados.

Se seleccionó el modelo de control basado en el algoritmo SMPC que presentó el mejor comportamiento dinámico para ser comparado su desempeño con el desempeño de las estrategias típicas de control de calderas. El estudio se realizó tomando en cuenta el desempeño dinámico de las variables, la robustez y el consumo de combustible.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En esta sección se presentará el problema a estudiar en el presente trabajo, pero primero se presentará una breve descripción del proceso y equipos.

2.1 Sistema de generación de vapor y su control

El control en un sistema generador de vapor es difícil de lograr puesto que las variables de proceso involucradas, tales como: presión, temperatura y nivel están relacionadas entre sí, por lo cual al producirse un cambio en alguna de estas variables se alteran las demás. Esto conduce a tener que cambiar los valores de otras variables para encontrar un punto de funcionamiento adecuado que en muchos casos no es el punto óptimo deseado. La figura N°1 muestra el diagrama simplificado de un sistema de generación de vapor (SGV) con caldera acuotubular, el cual servirá para comprender mejor el proceso que allí se lleva a cabo y que se describe brevemente a continuación.

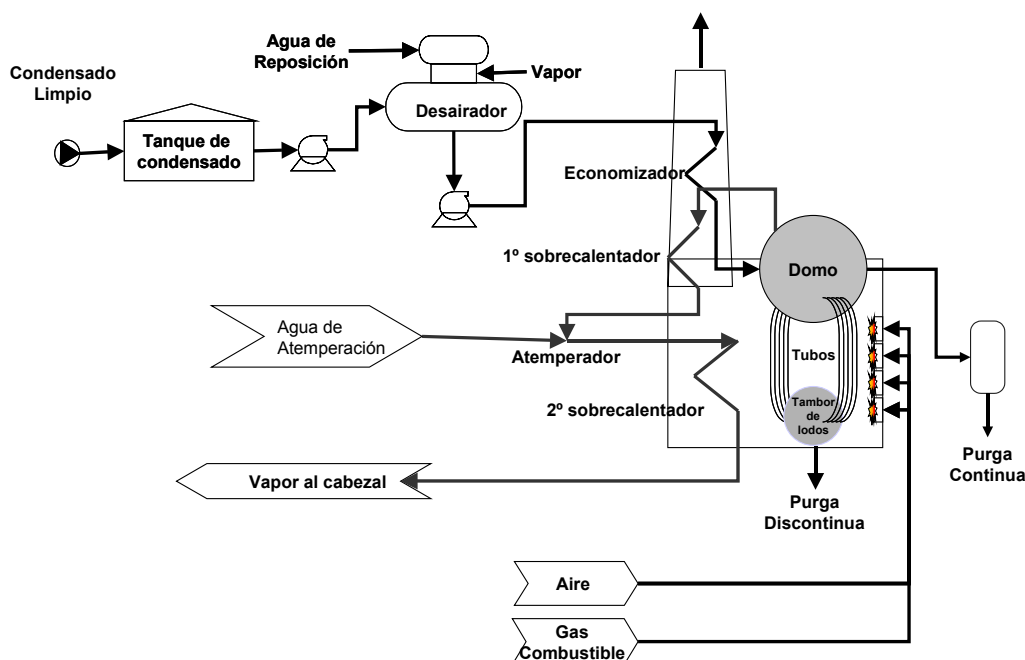


Figura N°1. Diagrama de un sistema de generación de vapor

Primero, el condensado limpio del tanque es bombeado hasta el desaireador, en el cual se inyecta vapor de baja presión para liberarlo de aire disuelto. Este líquido es bombeado hacia la caldera pasando primero por un economizador donde se incrementa la temperatura del agua usando los gases efluentes de la combustión, con esto se logra un ahorro en el consumo de combustible. Después de este precalentamiento el agua entra en el domo de la caldera, y de allí a los tubos en los cuales se produce el aumento de la temperatura hasta alcanzar la evaporación del líquido a causa de la transmisión de calor proveniente de la combustión. En la parte inferior de los tubos se encuentra un recipiente llamado tambor de lodos. En este sitio se concentran las sales del agua que se vaporiza y que son desechadas por ser causantes de incrustaciones que interfieren con la transferencia de calor y podrían causar obstrucciones en los tubos. El desecho de las sales concentradas en el tambor de lodos se realiza a través de una purga discontinua y el de las sales disueltas por la purga continua (Serrano,1998).

Cuando el vapor se usa para impulsar equipos rotativos (turbobombas, turbinas, etc), el vapor saturado que se produce se sobrecalienta. Esta operación se realiza en dos etapas. Entre las dos etapas de sobrecalentamiento se encuentra el atemperador, cuya función es disminuir la temperatura del vapor a la salida del primero para controlar la temperatura del vapor a la salida del segundo. Después de sobrecalentado el vapor, se lleva al cabezal de exportación y de allí se distribuye a los usuarios (Serrano,1998).

Sistema de control Tradicional de un SGV

La sección del SGV a ser estudiado es el compuesto por la caldera, los sobrecalentadores y el economizador, estos equipos tradicionalmente han sido controlados de la siguiente forma:

- **Control del Nivel**

El propósito de controlar el flujo de agua de alimentación es el de mantener la interfaz líquido-vapor en la caldera en el nivel adecuado para la máxima separación del líquido y vapor bajo condiciones de estado estacionario y condiciones de transición. En sí lo que se está controlando es la cantidad (nivel) de agua en el equipo manipulando el flujo de agua de alimentación. El requerimiento de vapor de los usuarios es la principal

perturbación del nivel de agua en el equipo al producir una caída de presión en el domo, otra perturbación la representa la purga discontinua.

El nivel del líquido no se puede medir directamente en el equipo (control de un solo elemento), debido a la respuesta inversa que ocurre cuando al entrar agua fresca se produce un asentamiento de las burbujas en el líquido provocando una disminución del nivel aparente de éste.

Para evitar el problema de la respuesta inversa se utiliza una estrategia llamada control de tres elementos, tal como se muestra en figura N°2. En esta estrategia se plantea realizar un balance de masa del agua dentro del domo, ya que los cambios de nivel se deben a un desbalance del flujo másico y no es una medida directa de los cambios de carga (Serrano,1998). Esto se realiza midiendo la cantidad de agua de alimentación que entra, la cantidad de vapor que sale y el nivel dentro del domo. El funcionamiento de esta estrategia de control es muy sencillo. El flujo másico de agua de entrada y el flujo de vapor se mantiene con una relación 1:1 en el estado estacionario siempre y cuando el nivel en el domo se mantenga en su set point, es así que un cambio en el flujo de agua de alimentación seguirá a un cambio en el flujo de vapor, siguiendo el inventario total de agua en la caldera constante. Si el nivel no se mantiene el controlador de nivel cambiará automáticamente la relación entre el vapor y el agua de alimentación mientras el nivel del domo retorna a su set point. En muchos casos la respuesta del control de nivel se mantiene más lenta que el controlador de flujo (Exxon,1973).

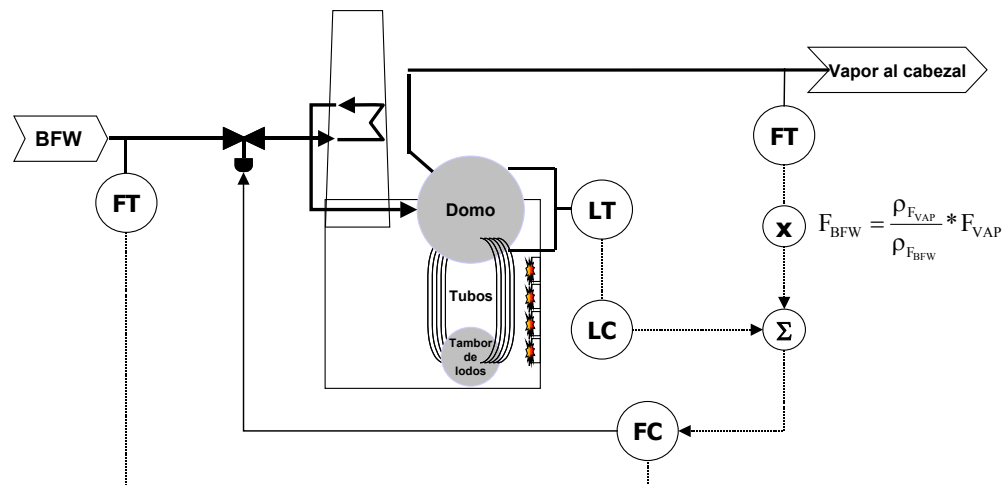


Figura N°2. Control de tres elementos

- **Control de la presión del vapor y control de combustión**

El vapor como servicio que se vende a los consumidores debe cumplir con las especificaciones de presión y temperatura requeridas por éstos. La presión del vapor sobrecalentado es la principal variable a ser controlada por el sistema de control de combustión. Éste define el requerimiento de energía en la caldera y establece los set points para los controles de los flujos de combustible y aire, de este modo si la presión disminuye, se requiere de más energía para evaporar una mayor cantidad de agua y así aumentar la presión del vapor, por lo cual el controlador aumenta el flujo de combustible (Exxon,1973).

El control de la combustión es de suma importancia por motivos de seguridad del equipo al evitar mezclas explosivas. El control de los flujos de combustible y aire se realiza mediante una técnica llamada “control de adelanto/atraso por límites cruzados” como se aprecia en la figura N°3, el cual siempre mantiene una mayor cantidad de aire que la necesaria para realizar la combustión en estado estacionario o de transición. El funcionamiento del control por límites cruzados radica en el uso de selectores de alta y de baja conectados en conjunto. El control se logra de la siguiente forma: cuanto mayor cantidad de combustible es requerida el selector de baja bloquea la señal, lo cual asegura que el flujo de aire se incremente primero. Cuando se requiere menor flujo de combustible, el otro selector obliga a primero reducir el flujo de gas y después el del aire (Exxon,1973).

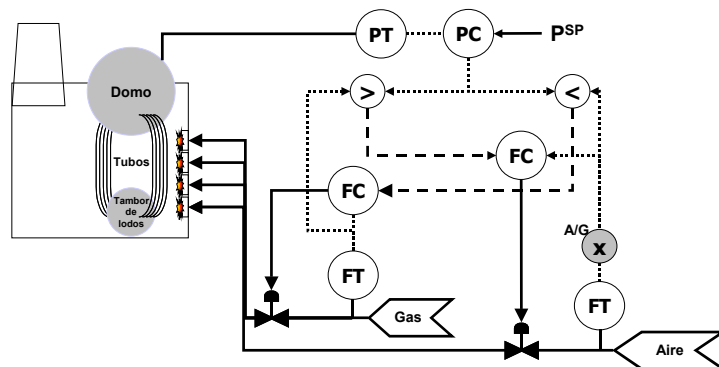


Figura N°3. Control de la combustión por límites cruzados

- **Control de presión en el hogar de la caldera**

El control de la presión en el hogar de la caldera es necesario para evitar daños al equipo por el incremento excesivo de la presión y lograr el tiempo de residencia necesario para que se logre la transferencia de calor adecuada. El requerimiento de una mayor

cantidad de calor aumenta la cantidad de la mezcla combustible de alimentación y por ende la producción de gases de combustión que al acumularse en el hogar aumentan la presión en éste, lo cual podría causar en el peor de los casos la explosión de la caldera. El control se realiza por medio de una estrategia SISO en la cual se mide la presión del hogar y se manipula de flujo de salida de los gases de combustión cuando es de tiro forzado (Shinskey, 1979 y 1981).

Control de la temperatura de exportación del vapor

Para cumplir con las especificaciones de temperatura del vapor, éste es sometido al proceso de sobrecalentamiento. El control de la temperatura del vapor sobrecalentado se logra a través de una estrategia SISO en la cual se mide la temperatura a la salida del segundo sobrecalentador y se manipula el flujo de agua del atemperador hasta alcanzar la temperatura deseada (Shinskey, 1981). Usualmente se usa una cascada con la temperatura en el primer sobrecalentador (PDVSA, 1994).

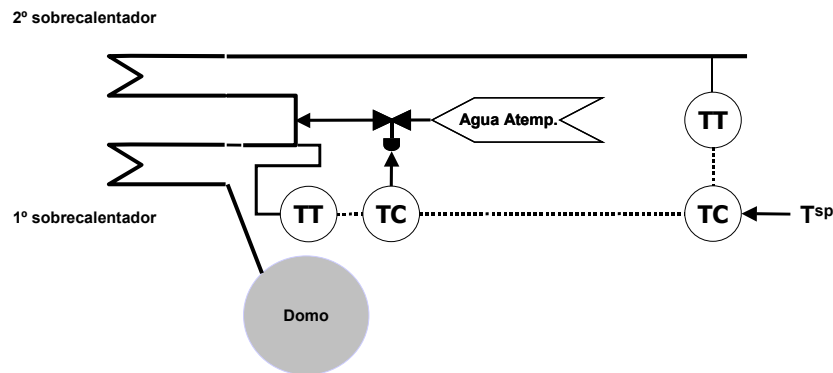


Figura N°4. Control de la temperatura del vapor sobrecalentado.

2.2 Planteamiento del problema

Las estrategias de control SISO anteriormente descritas, han demostrado por mucho tiempo tener un buen desempeño en el control de un sistema de generación de vapor. Se podría pensar en la razón de por qué sustituir estas estrategias por un sistema de control predictivo.

Con la implementación de un sistema de control digital, basado en el modelo multivariable, podría obtenerse un tiempo de transición ante los cambios significativamente menor al conseguido con los modelos para sistemas SISO, lo cual podría verse reflejado en

un menor consumo de energía, y por ende en un menor costo de operación del sistema. Sin embargo, dicha mejora debe ser lo suficientemente amplia como para hacer ventajoso el cambio de una estrategia a otra.

El problema al que se quiere dar solución con este trabajo es determinar si es posible conseguir un desempeño significativamente mejor al obtenido hasta ahora por los controles SISO usando el modelo simplificado de control predictivo. Se evaluará la mejora de desempeño en función del tiempo de respuesta y del sobrepico en la presión y la temperatura del vapor. Adicionalmente se evaluará el ahorro de combustible como resultado de aplicar la estrategia SMPC.

Por ello se plantean los siguiente objetivo general:

2.3 Objetivo General

Desarrollar las estrategias de control multivariable para un sistema de generación de vapor con caldera acuatubular.

Para cumplir con este objetivo general se propusieron los siguientes objetivos específicos:

- Realizar un estudio de grados de libertad en el proceso que se lleva a cabo en un SGV.
- Determinar las funciones de transferencia entre las variables de operación a partir de la simulación a lazo abierto del sistema de generación de vapor haciendo uso de una herramienta de identificación de datos.
- Aplicar la técnica de control predictivo para el sistema de generación de vapor, simularlo a lazo cerrado y evaluar el desempeño de control.
- Simular el sistema de generación a lazo cerrado con técnicas SISO típicas de sistemas de generación de vapor y comparar el desempeño de control y el impacto económico en relación con el control multivariable.
- Desarrollar la interfaz humana para operar la simulación SISO y MIMO y elaborar el manual de usuarios.

3. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En esta sección se presentan: el proceso multivariable, el apareamiento adecuado de las variables controladas-manipuladas y la estrategia de control predictivo usada para la caldera.

3.1 Control multivariable

Un proceso multivariable es aquel que posee múltiples variables de entrada, entre manipuladas y perturbaciones y múltiples variables de salida (controladas), en el cual cada variable manipulada no sólo afecta a su controlada respectiva, sino, que también afecta al resto de las variables controladas. El diagrama de bloques típico de un sistema multivariable de orden 2 (2 variables controladas y 2 variables manipuladas) sin perturbaciones es mostrado en la figura N°5.

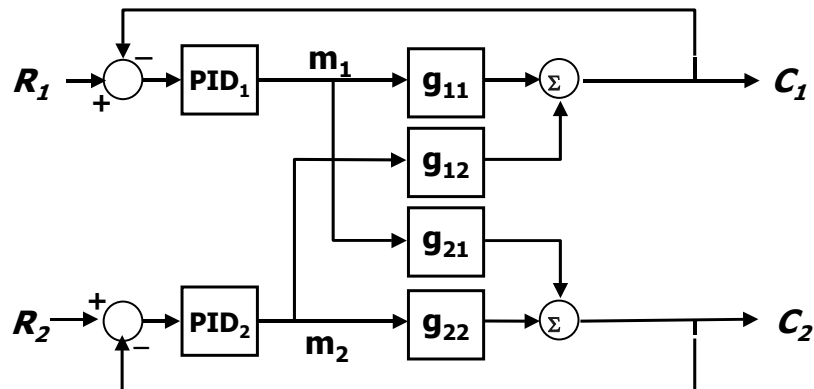


Figura N°5. Sistema multivariable 2×2 .

En estos casos las estrategias de control tradicionales de una variable de entrada y una variable de salida (SISO) presentan una gran complejidad de diseño y tienen la desventaja de permitir la fluctuación de las variables controladas dentro de un rango relativamente amplio, además en muchos casos la respuesta es muy lenta. En estos casos una estrategia de control multivariable podría resultar una opción económicamente conveniente (Corripio,1999).

Tanto en las estrategias SISO como en las estrategias de múltiples variables de entrada con múltiples variables de salida (MIMO), resulta adecuado determinar los pares de variables manipulada y controlada que permite un control más efectivo del sistema. Para realizar esta labor primero se debe hacer un análisis de los grados de libertad del sistema, el cuál es un paso de fundamental para seleccionar los objetivos de control adecuados al sistema que permitan el diseño de un control efectivo (Stephanopoulos,1984). Seguidamente se puede desarrollar el método de la matriz de ganancia relativa para determinar el apareamiento adecuado de las variables, aunque en muchas oportunidades el apareamiento adecuado se presenta a simple vista.

3.2 Determinación de los grados de libertad del proceso y número de variable controlables

Los grados de libertad de un proceso son el número de variables independientes que deben ser especificadas a fin de definir completamente el proceso. En consecuencia, el control deseado de un proceso será alcanzado cuando y sólo cuando todos los grados de libertad han sido especificados. Los modelos matemáticos del proceso constituyen una buena base para hallar los grados de libertad. De manera generalizada el número de grados de libertad del proceso viene dada por la diferencia entre el número de variables independientes y el número de ecuaciones que lo restringen según la siguiente expresión:

$$f = V - E \quad (\text{ec. 1})$$

De acuerdo a los valores de f , se pueden distinguir tres posibles casos: (1) $f = 0$, la solución del sistema de E ecuaciones tiende a un único valor de las V variables y el proceso está perfectamente especificado. (2) $f > 0$, en este caso dice que el sistema se encuentra subespecificado por f ecuaciones y se obtienen múltiples resultados para el sistema planteado, por lo cual es necesario especificar f ecuaciones. (3) Por último, cuando $f < 0$, no se puede hallar solución al sistema y dice que el sistema se encuentra sobre especificado por f ecuaciones las cuales deben ser eliminadas para hallar la solución al sistema.

Generalmente, en el estudio de grados de libertad de los procesos $f > 0$, por lo cual se hace necesario introducir f ecuaciones adicionales para especificarlo perfectamente o fijar los valores de algunas de las variables. Existen dos formas de reducir el número de grados de libertad proveyendo ecuaciones adicionales: (1) el mundo exterior (variables que

no pueden ser alteradas de ninguna forma ya que provienen de equipos aguas arriba) y (2) el sistema de control.

En el primer caso, se especifican los valores de variables a las que se denominan perturbaciones, las cuales eliminan un grado de libertad por cada variable de perturbación. En el caso de los sistemas de control, la presencia de un lazo de control en un proceso introduce una ecuación adicional entre una variable medida y su respectiva manipulada, reduciendo un grado de libertad por cada objetivo de control propuesto. Durante este proceso se debe tener cuidado de especificar más objetivos de control que los que son posibles para el sistema. El número de lazos de control viene dado por:

$$\text{Nº lazos de control} = f - \text{Nº variables mundo exterior} \quad (\text{ec. 2})$$

Durante el estudio de los grados de libertad se debe tener especial cuidado de no proponer ecuaciones de restricción que sean dependientes entre sí u omitir ecuaciones relevantes del proceso. Esto implicaría en un cálculo erróneo de los grados de libertad y por consecuencia en determinación de objetivos de control y perturbaciones incorrectas.

3.3 Ganancia relativa

La ganancia relativa es un valor adimensional que indica cuanto se ve afectada la ganancia a lazo abierto de una variable controlada por una variable manipulada, debido a la interacción con las otras variables manipuladas del proceso, es decir, la ganancia de la variable es alterada por lo que ocurra con las otras variables del sistema y da una medida de la interacción del sistema (McAvoy, 1982).

La ganancia se evalúa a lazo abierto bajo dos condiciones: (1) Se evalúa su respuesta con las demás variables evaluadas a lazo abierto, es decir las demás variables manipuladas no se cambian, en cuyo caso el cambio de la variable de estudio es una perturbación para las demás variables. (2) Se evalúa con las demás variables a lazo cerrado, en cuyo caso las otras variables manipuladas cambian para mantener las demás variables controladas en un valor fijo. Si la ganancia a lazo abierto no se altera bajo las dos condiciones la ganancia relativa será igual a la unidad, lo cual indica que no hay interacción con las demás variables. La ganancia relativa de una variable controlada c_i , respecto a una variable manipulada m_j , se define como (Corripio, 1999):

$$\lambda_{ij} = \frac{\left[\frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right]_m}{\left[\frac{\partial c_i}{\partial m_j} \right]_c} \approx \frac{\left. \frac{\Delta c_i}{\Delta m_j} \right|_m}{\left. \frac{\Delta c_i}{\Delta m_j} \right|_c} = \frac{K_{ij}}{K'_{ij}} \quad \text{ec. 3}$$

Si la ganancia relativa λ_{ij} , es cero, la variable c_i no responde a la variable manipulada m_j , por lo cual m_j no debe usarse para controlar c_i . Si existe una interacción, un cambio de m_j altera a c_i y a las demás variables controladas. Si estas últimas deben mantenerse constantes, entonces las otras variables manipuladas tendrán que cambiar durante la segunda evaluación a lazo abierto. El resultado será una diferencia entre las dos ganancias, causando que λ_{ij} no sea cero, ni uno. Si λ_{ij} tiende hacia el infinito, esto indica que cuando los demás lazos están en automático el lazo de interés no se puede controlar. En general, los valores de ganancias relativas cercanas a la unidad representan combinaciones de variables controlada y manipulada que se pueden controlar (McAvoy, 1983).

3.4 Método de la matriz de ganancias relativas

Este método es el acomodo de las ganancias relativas en forma matricial, donde las filas representan las variables controladas y las columnas a las variables manipuladas. Es decir, que cada término de la fila i (que representa a la variable controlada c_i), es la ganancia relativa de la variable c_i con respecto a la variable manipulada m_j .

$$\begin{matrix} & m_1 & m_2 & \cdots & m_n \\ \begin{matrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{matrix} & \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \lambda_{n2} & \cdots & \lambda_{nn} \end{bmatrix} \end{matrix} = \Lambda \quad (\text{ec. 4})$$

La principal propiedad que posee la matriz de ganancias relativas (RGA) es que la suma de las ganancias relativas de cada fila y de cada columna es igual a la unidad. Esto reduce el número de elementos de la matriz que deben ser evaluados para completar la misma.

La evaluación de las ganancias relativas de un proceso en particular, puede ser realizada de varias formas. Uno de los procedimientos consiste en la diferenciación matemática de la expresión que representa el proceso, otro procedimiento que se aplica es

evaluar las ganancias a partir de simulaciones en estado estacionario por computadora. En caso de no disponerse de la expresión analítica o de una simulación entonces pueden generarse datos de planta realizando pruebas en escalón de las variables involucradas (Corripio, 1999).

Para un sistema n dimensional se puede utilizar el álgebra de matrices (propuesta por Bristol) para simplificar el desarrollo de la matriz de ganancias relativas. Para ello se necesita el acomodo en forma de matriz de las ganancias en estado estacionario, en donde las filas representan las variables controladas y las columnas a las manipuladas. A esta matriz se le conoce como matriz de ganancias en estado estacionario (MGEE). El procedimiento indica que se debe calcular la inversa de la transpuesta de la MGEE y se multiplica cada término de la nueva matriz por el término correspondiente en la MGEE. Los términos que se obtienen son los de la matriz de ganancias relativas, es decir (McAvoy, 1983):

$$\Lambda = K \times [K^T]^{-1} \quad (\text{ec. 5})$$

Los elementos de la matriz Λ se calculan a partir de los elementos de la matriz K (MGEE) por:

$$\lambda_{ij} = k_{ij} * [k_{ij}^T]^{-1} \quad (\text{ec. 6})$$

Si el valor de λ_{ij} es menor que uno, esto indica que cuando el resto de las variables esta siendo controladas, aumenta la ganancia del lazo de estudio. Supongamos que si λ_{ij} es 0,5 la ganancia del lazo estudiado se duplica cuando las demás variables están bajo control. Esta acción puede desestabilizar el lazo y requerir un reajuste de sus parámetros. Si λ_{ij} es mayor que 1, quiere decir que al poner al sistema en automático disminuye la ganancia del lazo. En este caso se trabaja del lado seguro de la operación pero la dinámica del lazo puede hacerse muy lenta. Si $\lambda_{ij}=0$ es indicativo de un apareamiento inadecuado entre las variables (McAvoy, 1983).

La evaluación de las ganancias relativas considera los casos de no control y control completo de las otras variables sobre el lazo estudiado. Estos límites son necesarios para caracterizar el grado de la interacción, pero no especifican completamente el problema. La influencia de los controladores que están en automático sobre el lazo examinado, depende

de sus ajustes así como también de las ganancias y elementos dinámicos del proceso (McAvoy, 1983).

Una vez que se tiene formada la matriz de ganancias relativas se puede hacer la agrupación por pares de las variables controlada y manipulada. La regla para aparear las variables controlada y manipulada, denominada regla de agrupación por pares fue presentada por Bristol y posteriormente modificada por Koppel expresa lo siguiente:

Siempre se agrupa por pares los elementos positivos de la RGA más cercanos a 1. La estabilidad de los pares se verifica por el teorema de Niederlinski; si el par da origen a un sistema inestable, entonces se elige otro par positivo con valores cercanos a 1. Siempre que sea posible, se evitará la agrupación por pares negativa.

El teorema de Niederlinski es una forma adecuada de verificar la estabilidad del par de variables que se propone. En la utilización de este teorema se supone que los pares propuestos son los elementos de la diagonal $c_i - m_j$ en la matriz de ganancia en el estado estacionario. El sistema de lazo cerrado que resulta de agrupar por pares a $c_1 - m_1, c_2 - m_2, \dots, c_n - m_n$ es inestable si y sólo si:

$$\frac{|MGEE|}{\prod_{i=1}^n K_{ii}} < 0 \quad (\text{ec. 7})$$

Donde $|MGEE|$ es el determinante de MGEE y k_{ii} son los elementos de la diagonal principal de la matriz. Esta regla es fácil de utilizar puesto que sólo se necesita información del estado estacionario (Corripio, 1999).

3.5 Interacción y estabilidad

Se define el índice de interacción para un sistema multivariable (I_{ij}) en que se usa la variable manipulada m_j para controlar la variable c_i , como:

$$I_{ij} = \left| \frac{1 - \lambda_{ij}}{\lambda_{ij}} \right| \quad (\text{ec. 8})$$

Fue establecido que con un índice menor a uno, se evita la inestabilidad que se debe a la interacción de los circuitos (Corripio, 1999).

La interacción entre los lazos de control puede ser positiva o negativa. La interacción positiva es aquella que existe cuando todos los términos de ganancia relativa son positivos. Este es el tipo de interacción más común en los sistemas de control multivariable. En estos sistemas los circuitos de control se ayudan entre sí. Cuando existen valores negativos de las ganancias relativas la interacción es negativa, esto quiere decir que los signos de las ganancias a lazo abierto y a lazo cerrado son diferentes. En este caso los lazos de control combaten entre sí (Corripio, 1999).

3.6 Estrategias de control para sistemas multivariables

En esta sección se plantearán las dos estrategias principales para el control de sistemas multivariables. La primera de ellas es conocida con el nombre de control multilazo y se divide en dos técnicas que son: el uso de desacopladores cuando la interacción entre las variables es fuerte y el multilazo simple cuando la interacción es débil, los cuales han sido empleados por varias décadas con buenos resultados. La segunda, denominada como control basado en modelos (CBM), es una estrategia en la cual un solo algoritmo usa todas las mediciones para calcular simultáneamente todas las variables manipuladas utilizando el control predictivo, el cual ha tenido un alto desarrollo en estos últimos años y que ha mostrado un buen desempeño en su aplicación. El CBM se utiliza cuando el control multilazo no presenta un desempeño aceptable.

- **Control basado en modelos**

Los controladores PID han sido usados intensamente en la industria por varias décadas; han sido aplicados con buenos resultados en la mayoría de los procesos industriales, especialmente en sistemas SISO, pero su éxito en procesos multivariables ha sido limitado. El control basado en modelos o control predictivo, es un avance en el desarrollo de los controladores para sistemas multivariables, ya que la estructura de la ecuación del controlador depende del modelo del proceso, al contrario del controlador PID el cual posee un único algoritmo de control^(Deshpande,1989).

- **Control predictivo para sistemas SISO**

El control predictivo tiene su origen en una particular forma de ver el control por retroalimentación. Supóngase un sistema controlado manualmente por un operador, en el cual se necesita realizar un cambio en el punto de ajuste (set point). Primero, el operador podría estimar cuanto debería ser el cambio en la variable manipulada para alcanzar el valor deseado en la variable controlada. Para esta estimación se requiere un modelo aproximado del proceso en estado estacionario, por ejemplo la ganancia del proceso (K_p). El operador puede estimar el cambio en la variable manipulada m en función del cambio deseado en la variable controlada como:

$$\Delta m_1 = \frac{(\Delta c)_1}{K_p} \quad (\text{ec. 9})$$

Seguidamente, el operador decide aplicar el cambio en un solo paso en vez de varios pasos más pequeños, por lo cual, él debe esperar hasta que el sistema alcance el nuevo estado estacionario y luego determinar si el valor obtenido es el correcto. En caso de que el modelo utilizado sea perfecto ya no se necesitan nuevos cambios, pero en el caso de que no sea así y Δc fuese mayor al esperado, para alcanzar el objetivo deseado el operador debe realizar otro cambio en la variable manipulada. El nuevo cambio Δm_2 se calcula del mismo modo que el primero sólo que el cambio deseado en c , es la diferencia entre el valor deseado y el valor alcanzado en el nuevo estado estacionario. Lo cual se expresa como:

$$\Delta m_2 = \frac{(\Delta c)_2}{K_p} \quad (\text{ec. 10})$$

Luego de realizarse este procedimiento y alcanzado un nuevo estado estacionario, se comprueba que no se ha logrado alcanzar el valor deseado de c , pero se está más cerca de él. Por lo cual hay que repetir el procedimiento varias veces más hasta lograr finalmente el objetivo propuesto. Este proceso puede ser apreciado gráficamente en la figura N°6.

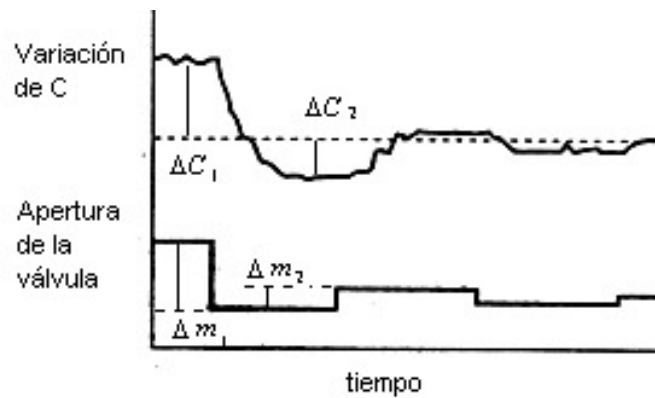


Figura N°6. Control manual basado en predicciones de la variable controlada.

La aproximación usada por el operador posee tres características importantes:

1. Se usa un modelo del proceso para determinar el próximo ajuste en la variable manipulada, porque el comportamiento de la variable controlada puede ser predicho a partir de los valores de la manipulada.
2. La información feedback importante es la diferencia entre lo predicho por el modelo y el valor actual de la respuesta del modelo. Si la diferencia fuese cero, el control sería perfecto, y no se necesitarían futuras correcciones.
3. La aproximación por feedback puede resultar en la aproximación de la variable controlada a su punto de ajuste después de varias iteraciones, aún con un error modesto del modelo.

Las características mostradas anteriormente proveen la base para la estructura del control predictivo (Marlin, 1995).

En la figura N°7, se presenta la estructura general del control predictivo. En ella se pueden apreciar tres funciones de transferencia: la primera es la función que representa al proceso real con el elemento final y el sensor, G_P ; la segunda es la función del controlador, G_c , y la tercera, el modelo dinámico del proceso, G_m , usado para predecir el comportamiento del sistema (Marlin,1995).

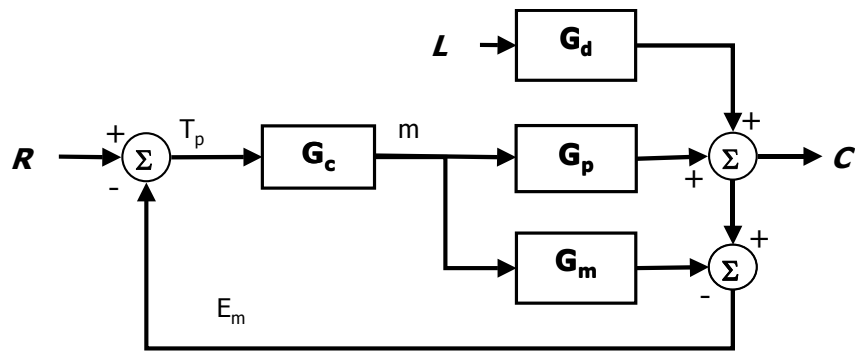


Figura N°7. Estructura del control predictivo.

La señal feedback (error del modelo) E_m , es la diferencia entre los valores medidos y predichos de la variable controlada. El valor de E_m es igual al efecto de las perturbaciones, $G_d L$, si el modelo es perfecto (si $G_m = G_p$). Pero generalmente el modelo no es exacto, por lo cual la señal feedback incluye el efecto de las perturbaciones y el error del modelo. La señal feedback puede considerarse como una corrección del modelo, la cual es usada para corregir el set point a fin de proveer el mejor valor objetivo, T_p , para el algoritmo del control predictivo. El controlador calcula el valor de la variable manipulada basado en el objetivo corregido (Marlin, 1995).

Ahora, se pueden determinar algunas propiedades de la estructura predictiva las cuales establecen importantes características generales de desempeño y dan orientación para el diseño del controlador, G_c . El principal objetivo de desempeño del control es garantizar el regreso de la variable controlada a su punto de ajuste en estado estacionario. Este objetivo puede evaluarse a partir de la función de transferencia a lazo cerrado, en sistemas SISO, mediante la aplicación del teorema del valor final y determinar el valor de la variable controlada, expresada en variable de desviación desde el set point inicial, una vez alcanzado el nuevo set point. La aplicación del teorema es realizado bajo las siguientes condiciones:

1. La entrada es del tipo escalón, dentro del cual alcanza el estado estacionario después del transitorio, $R = \Delta R/s$ y $L = \Delta L/s$.
2. El proceso sin control alcanza un estado estacionario después de una entrada en escalón, $G_p = K_p$ y $G_m(0) = K_m$.
3. El lazo cerrado es estable, lo cual puede alcanzarse vía ajuste.

Bajo estas condiciones, la aplicación del teorema del valor final resuta:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} c_{(t)} = \lim_{s \rightarrow 0} c_{(s)} = s \frac{\Delta R}{s} \frac{G_c(0)G_p(0)}{1 + G_c(0)(G_p(0) - G_m(0))} = \Delta R \quad (\text{ec. 11.a})$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} c_{(t)} = \lim_{s \rightarrow 0} c_{(s)} = s \frac{\Delta L}{s} \frac{[1 - G_c(0)G_m(0)]G_d(0)}{1 + G_c(0)(G_p(0) - G_m(0))} = 0 \quad (\text{ec. 11.b})$$

El control predictivo cumple con estos resultados y ofrece un error de cero en estado estacionario para una entrada en escalón, si y sólo si:

$$G_{c(0)} = G_{m(0)}^{-1} \quad \text{o} \quad K_c = 1/K_m \quad (\text{ec. 12})$$

La ecuación anterior sólo requiere que la ganancia en estado estacionario del algoritmo del controlador sea la inversa de la ganancia en estado estacionario del modelo dinámico usado en el sistema predictivo, para que la variable controlada regrese al punto de ajuste en estado estacionario. Este importante requerimiento es fácilmente logrado, porque se posee un conocimiento perfecto del modelo dinámico, a pesar de que no se tenga certeza del proceso G_p , en sí mismo.

Otro objetivo de comportamiento es el control perfecto, esto indica que la variable controlada nunca se desvía de su punto de ajuste. Este comportamiento no es posible con control feedback y puede ser no deseado por motivos del desempeño del control. Sin embargo, el control perfecto provee una idea dentro del sistema predictivo y da un lineamiento para el diseño del algoritmo de control. Las siguientes funciones de transferencia a lazo cerrado dan la base para la condición de que la variable controlada sea siempre igual al set point durante todo el tiempo de la respuesta transitoria.

$$\frac{c}{R} = \frac{G_c G_p}{1 + G_c(G_p - G_m)} = 1 \quad (\text{ec. 12a})$$

$$\frac{c}{L} = \frac{[1 - G_c G_m]G_d}{1 + G_c(G_p - G_m)} = 0 \quad (\text{ec. 12b})$$

Solamente sí:

$$G_c = G_m^{-1} \quad (\text{ec. 13})$$

El control perfecto puede ser alcanzado, si la función de transferencia del controlador es igual a la inversa de la función de transferencia del modelo dinámico del sistema predictivo. Éste puede parecer un requerimiento simple, ya que todo modelo, aun una constante, puede ser usada para predecir el proceso, y el controlador puede ser evaluado fácilmente como su inversa. Sin embargo, al aplicar álgebra de diagramas de bloques, se encuentra otra condición para el comportamiento de la variable manipulada bajo control perfecto:

$$\frac{m}{L} = \frac{-G_d G_c}{1 + G_c [G_p - G_m]} = -\frac{G_d}{G_p} \quad (\text{ec. 14})$$

Esto muestra que el sistema de control perfecto debe invertir el proceso real de alguna manera. Las siguientes son cuatro razones por la cual no es posible encontrar una inversa exacta del proceso:

1. Tiempo muerto: En la mayoría de los procesos físicos, la función de transferencia incluye un tiempo muerto en el numerador. Esto implica que el controlador perfecto debe poseer la habilidad de usar información futura en la determinación del valor actual de la variable manipulada, debido al elemento predictivo e^{ts} . Este modelo no es realizable físicamente.
2. Dinámica del numerador: Muchas estructuras de modelos poseen elementos dinámicos en el numerador de la función de transferencia. Si el numerador no posee ceros en la mitad derecha del plano s , el algoritmo del controlador es estable. Pero si posee algún cero en este lado el algoritmo del controlador podría ser inestable pues al invertir el modelo los ceros se transforman en polos.
3. Restricciones: La variable manipulada puede tener restricciones, como la apertura de la válvula que va de 0 a 100% o algún valor mínimo de apertura. En este caso, como el modelo ha sido derivado usando ecuaciones lineales no se han tomado en cuenta las restricciones, por lo cual el control perfecto no es posible.
4. Errores del modelo: El modelo utilizado para el sistema predictivo puede tener cierta diferencia con el proceso real. Si la diferencia es significativa, el sistema a lazo cerrado podría ser inestable.

3.7 Modelo interno de control

Para poder aplicar el control predictivo a procesos complejos, se requiere la inversa aproximada del modelo del proceso, la cual en la mayoría de los casos es imposible de realizar, por lo que es necesario encontrar una manera de hallar una inversa de la función que permita satisfacer parcialmente las condiciones que el control predictivo impone y que además, presente un desempeño adecuado.

Una manera de hallar la inversa aproximada para el controlador es la aproximación por modelo interno de control (IMC, por sus siglas en inglés). Esta técnica consiste en la factorización del modelo dinámico del proceso, en sus componentes invertibles y no invertibles, eliminando después los elementos no permiten la realización física del controlador:

$$G_m = G_{m+} G_{m+1} G_{m-} \quad (\text{ec. 15})$$

en donde:

- G_{m+} es la parte no invertible que contiene al tiempo muerto, que es la principal razón por la cual el controlador no es realizable.
- G_{m+1} es la parte no invertible que incluye a los ceros del lado derecho del plano s , que se transformarían en polos inestables.
- G_{m-} es la parte invertible la cual comprende el resto del modelo dinámico (incluida la ganancia del proceso) y por lo cual es realizable físicamente.

El controlador IMC elimina todos los elementos en el modelo del proceso que repercuten en un controlador irrealizable, escogiendo como inversa solamente el factor invertible del modelo. Por lo cual la ecuación de diseño del controlador se reduce a:

$$G_c = G_{m-}^{-1} \quad (\text{ec. 16})$$

Esta ecuación de diseño asegura que el controlador es realizable físicamente y que el sistema es internamente estable, pero no es una garantía explícita de un buen desempeño del mismo. Alcanzar un buen desempeño de control requiere modificaciones que modulen el comportamiento de la variable manipulada e incrementen la robustez del sistema. En los casos en los cuales la inversa del modelo produce un numerador de mayor orden en s que el

denominador, se obtendrían derivadas de primer orden o superiores; lo cual conduce a un comportamiento inaceptable de la variable manipulada cuando ocurren errores del modelo. Una buena opción para solucionar este problema es la implantación de un filtro antes del controlador (Marlin, 1995), como en la estructura mostrada en la figura N°8.

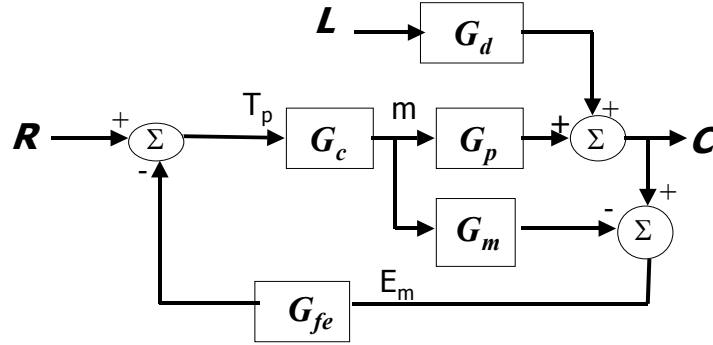


Figura N°8. Estructura del control predictivo con filtro.

El filtro debe dar robustez al sistema y reducir las fluctuaciones innecesarias de alta frecuencia producto del ruido. El efecto del filtro debe ser el de incrementar la estabilidad del sistema al reducir los efectos causados por la diferencia entre el modelo y el proceso real y debe hacer que el control sea realizable físicamente al lograr que al realizarse el producto $G_{fe}G_c$ se obtenga un polinomio en s en el denominador al menos de igual orden que el numerador.

Modelo interno de control para sistemas MIMO

Para un sistema SISO, es fácilmente aplicable la metodología IMC, puesto que la función de transferencia a lazo abierto se define a partir de la figura N°8 como:

$$c_i = G_p m_i + G_d L \quad (\text{ec. 17})$$

Dado que $G_m \approx G_p$, y ésta es fácilmente factorizable como en la ecuación ec.15, la ecuación de diseño del controlador es la que se muestra en la ecuación ec.16. Para un sistema multivariable los componentes de la función de transferencia anterior son matrices y vectores:

$$\bar{c} = \bar{G}_p \bullet \bar{m} + \bar{G}_d \bullet \bar{L}$$

$$\begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{p11} & G_{p12} & \cdots & G_{p1n} \\ G_{p21} & G_{p22} & \cdots & G_{p2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{pn1} & G_{pn2} & \cdots & G_{pnn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{d11} & \cdots & G_{d1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{dn1} & \cdots & G_{dnm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_1 \\ \vdots \\ L_m \end{bmatrix} \quad (\text{ec. 18})$$

Si se considera $\bar{G}_m \approx \bar{G}_p$, se tiene que para hallar la matriz de las ecuaciones de los controladores de debe invertir \bar{G}_m lo cual es complicado, ya que implica la factorización de los tiempos muertos y los ceros inestables, que en muchos casos es irrealizable, puesto que cada función de transferencia del proceso generalmente puede tener tiempos muertos y ceros inestables diferentes entre sí (Deshpande, 1989).

3.8 Modelado dinámico alterno

La complejidad de implantación del control predictivo en sistemas continuos (analógicos), así como las dificultades para la inversión del modelo continuo, ha llevado a la aplicación de aproximaciones que cumplan con la metodología IMC. Estas aproximaciones se caracterizan por el hecho de haber sido desarrolladas en tiempo discreto, el cual es fundamental para su implantación en computadoras, y que los modelos son desarrollados a partir de gráficas de la respuesta de la planta a cambios en escalón en sus variables de entrada (Marlin,1995). Estos modelos son conocidos como el modelo de respuesta a un escalón y el modelo de respuesta impulsiva.

El modelo de respuesta a un escalón es representado por el valor de la variable de salida en un instante dado de muestreo k , el cual es un número entero de pasos de tiempo de extensión Δt , en respuesta a un cambio de entrada en escalón unitario. El valor de la respuesta para un instante i recibe el nombre de coeficiente de respuesta en escalón y se denota con la letra a_i , por lo cual el valor de la salida puede ser representado por (Marlin,1995):

$$y_k = y_0 + a_k \Delta x \quad (\text{ec. 19})$$

Donde, Δx puede un cambio en el set point o una perturbación y y_0 representa el valor de la variable de salida en el estado estacionario anterior a este único cambio de

entrada. y finalmente y_k , representa el valor de la variable de salida en el instante k (Marlin, 1995).

En la figura N°9, se puede apreciar la representación de lo dicho anteriormente, cabe señalar que el valor del modelo discreto en un instante de muestreo i es igual al continuo para un tiempo igual a $i \cdot \Delta t$.

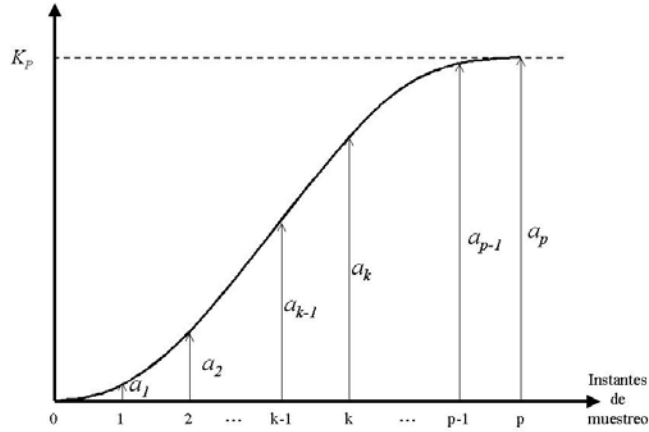


Figura N°9. Coeficientes de respuesta a un escalón.

El uso del modelo de respuesta a un escalón introduce un error ya que la entrada podría no ser un escalón perfecto. Sin embargo, este error puede minimizarse si se escoge un paso (Δt) lo suficientemente pequeño. El modelo de respuesta en escalón sirve para predecir el comportamiento dinámico de un sistema para cualquier función de entrada (Marlin, 1995). Considerando que la función es lineal y que el salto es pequeño comparado con razón de cambio de la entrada, se puede predecir el valor de la variable de salida para distintos cambios de entrada a diferentes instantes de muestreo como:

$$y_1 = y_0 + a_1 \Delta x_0 \quad (\text{ec. 20a})$$

$$y_2 = y_0 + a_2 \Delta x_0 + a_1 \Delta x_1 \quad (\text{ec. 20b})$$

$$y_3 = y_0 + a_3 \Delta x_0 + a_2 \Delta x_1 + a_1 \Delta x_2 \quad (\text{ec. 20c})$$

y así sucesivamente obteniéndose la siguiente ecuación del modelo (indicado por el superíndice m):

$$y_k^m = y_0 + \sum_{i=1}^k a_i \Delta x_{k-i} \quad (\text{ec. 21})$$

Si el valor de k es muy alto, se tendría una sumatoria muy extensa por el gran número de instantes de muestreo, ya que todos los cambios en el pasado influyen el comportamiento de la variable de salida. Esta sumatoria causaría complicaciones en el cálculo del controlador. Sin embargo, la influencia de los cambios se hacen constantes o casi constantes después de cierto tiempo cuando alcanzan su respectivo estado estacionario^(Marlin,1995). Por lo cual la ecuación anterior se puede desarrollar de esta otra forma:

$$y_k^m = y_0 + \sum_{i=1}^N a_i \Delta x_{k-i} + \sum_{i=L+1}^k a_i \Delta x_{k-i} \quad (\text{ec. 22})$$

Donde, el segundo elemento del lado derecho de la ecuación representa todos aquellos cambios que no han alcanzado su estado estacionario para el instante k , y el ultimo termino del lado derecho abarca todos los cambios que si han alcanzado el estado estacionario. El valor de N , para un modelo de primer orden más tiempo muerto, se define como $N * \Delta t = \tau_D + 4\tau$ lo cual quiere decir que N es igual a cuatro veces la constante de tiempo más el tiempo muerto, todo dividido entre la magnitud del paso (Marlin,1995).

Si se considera que para valores de $k > N$, $a_k = K_p$ y usando una variable intermedia y' , se puede usar un cálculo recurrente:

$$y'_{k-1} = y'_{k-2} + a_{N+1} \Delta x_{k-N+1} \quad (\text{ec. 23})$$

El cual se realizará antes de cada cálculo de la salida del modelo. Sustituyendo la ec. 20 en la ec. 19, se obtiene:

$$y_k^m = y'_{k-1} + \sum_{i=1}^N a_i \Delta x_{k-i} \quad (\text{ec. 24})$$

El acotar el número de elementos de la sumatoria, se introduce un error el cual puede ser minimizado si se escoge correctamente el valor de N . En la ecuación anterior se redujo notablemente el número de términos necesarios para realizar el cálculo.

Otros autores prefieren usar el modelo de respuesta a un escalón normalizado, cuya única diferencia con el modelo anterior es que éste ha sido dividido entre K_P y por lo tanto el valor final de la respuesta no es K_P sino la unidad.

El segundo modelo alternativo es el modelo de respuesta impulsiva. Este modelo es derivado del modelo de respuesta a un escalón normalizada mostrada en la figura N°10, ya que utiliza la diferencia entre dos valores continuos de los coeficientes de respuesta en escalón, a estas diferencias se le conoce como coeficientes impulsivos (h_i), y se definen como:

$$h_k = a_k - a_{k-1} \quad (\text{ec. 22})$$

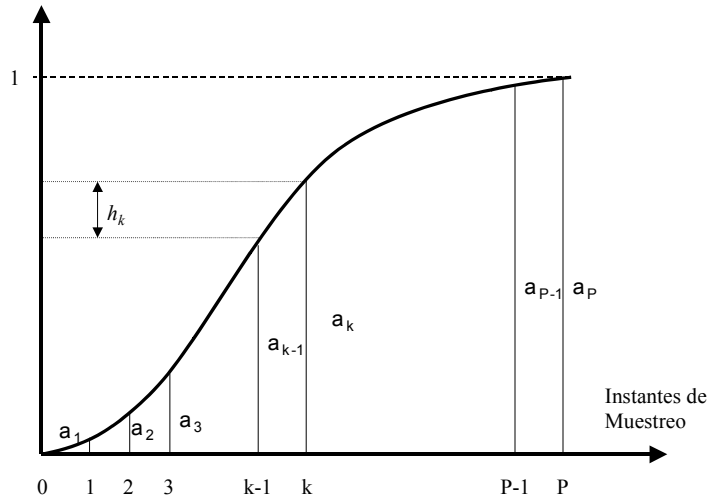


Figura N°10. Respuesta a un escalón normalizada y coeficientes impulsivos.

La principal diferencia entre el modelo impulsivo y el de respuesta a un escalón es que tanto la variable de salida (y) y las variables de entrada (x) son expresadas en unidades de ingeniería y no en forma de cambios o variables de desviación (Δx), es decir, que las variables se manejan en un rango que va de 0% al 100% o de 0 a 1 según las unidades utilizadas. El modelo impulsivo se puede expresar como:

$$y_k = K_P \sum_{i=1}^N h_i x_{k-i} \quad (\text{ec. 26})$$

Los valores de la variable de entrada cuando $k < i$, se consideran iguales al valor inicial de la variable de entrada (x_0).

3.9 Algoritmos de control predictivo

Entre los algoritmos de control basados en IMC de uso comercial cabe destacar: Modelo algorítmico de Control (MAC), Matriz Dinámica de Control (DMC) y Modelo Simplificado de Control Predictivo (SMPC), siendo este último el escogido para realizar el control multivariable por su sencillez de implantación y determinación de sus parámetros de ajuste.

- **Modelo simplificado de control predictivo (SMPC)**

Es el modelo más sencillo de implementar. Al ser derivado de la metodología IMC presenta todas las ventajas de robustez que esta metodología ofrece, proporcionando un desempeño dinámico muy bueno. En él se asume que el sistema es estable a lazo abierto y utiliza el modelo de respuesta impulsiva para su implementación. El algoritmo contiene restricciones de manejo de capacidad que son de suma importancia en aplicaciones industriales (Deshpande, 1989).

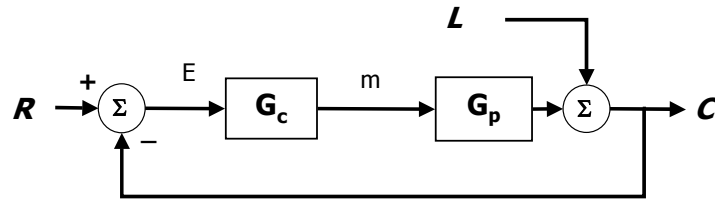


Figura N°11. Sistema de control típico.

A partir del diagrama de bloques presentado en la figura N°11, que muestra un lazo de control sencillo, se obtiene la siguiente función de transferencia a lazo abierto:

$$\frac{c}{m} = G_p \quad (\text{ec. 27})$$

y la función de transferencia a lazo cerrado:

$$\frac{c}{R} = \frac{G_c G_p}{1 + G_c G_p} \quad (\text{ec. 28})$$

El método está basado en la premisa de que siempre existirá un algoritmo de control que alcance una respuesta a cambios en el set point a lazo cerrado que sea por lo menos tan

bueno como la respuesta a lazo abierto normalizada. Matemáticamente, este requerimiento puede ser expresado como:

$$\frac{c}{R} = \frac{1}{K_p} G_p \quad (\text{ec. 29})$$

Igualando la ecuación ec. 29 con la ecuación ec. 28, se obtiene que:

$$G_c = \frac{1}{K_p - G_p} \quad (\text{ec. 30})$$

Si nos referimos a la figura N°11 se tiene que:

$$G_c = \frac{m}{E} \quad (\text{ec. 31})$$

Si se igualan las ecuaciones ec. 30 y ec. 31, se obtiene como resultado:

$$m = \frac{1}{K_p} [E + G_p m] \quad (\text{ec. 32})$$

Si se representa a G_p en forma impulsiva se tiene que:

$$m_n = \frac{1}{K_p} E + \frac{1}{K_p} \left[\sum_{i=1}^N h_i m_{n-i} \right] \quad (\text{ec. 33})$$

Se gana robustez ante la presencia de errores del modelo si se introduce un parámetro de ajuste en la ecuación del controlador, quedando la ecuación del mismo como sigue:

$$m_n = \alpha E_n + \frac{1}{K_p} \sum_{i=1}^N h_i m_{n-i} \quad (\text{ec. 34})$$

El parámetro de ajuste se calcula a través de una simulación que satisfaga el criterio de optimización de tal manera que minimice el índice de desempeño.

Para sistemas multivariables, la ecuación del cambio en la variable manipulada se modifica agregándole nuevos términos y aumentando su número. Para un sistema de 2×2 , se tiene dos ecuaciones y cuatro parámetros de ajuste. La razón general para un sistema $n \times n$, es que el número de ecuaciones son n y el número de parámetros de ajuste son n^2 . La ecuación general es la siguiente:

$$m_n^i = \sum_{j=1}^{nc} \alpha_{ij} E_n^j + \sum_{j=1}^{nc} k_{ij} \sum_{l=1}^N (h_{j1}^l m_{n-l}^1 + h_{j2}^l m_{n-l}^2 + \dots + h_{jnc}^l m_{n-l}^{nc}) \quad (\text{ec. 35})$$

Donde los valores k_{ij} son los elementos ij de la matriz inversa de la MGEE.

3.10 Optimización de los parámetros de ajuste para SMPC

El mejor valor de un parámetro de ajuste es aquel que satisface las metas de desempeño de la variable controlada. La primera y principal meta requerida es que el error total sea mínimo o lo que es lo mismo, que la integral del error absoluto (*IAE*) de la variable controlada sea el mínimo. El IAE puede ser aproximado usando tiempo discreto como (Marlin, 1995):

$$IAE = \int_0^{\infty} |R_{(t)} - c_{(t)}| dt \approx \sum_{n=1}^M |R_n - c_n| \Delta t \quad (\text{ec. 36})$$

Donde M es el número de puntos durante la transición. Si se considera constante el paso Δt , el mínimo que se busca de la ecuación ec. 34 no es alterado si se elimina el término Δt , por lo cual la ecuación se modifica a lo siguiente:

$$\sum_{n=1}^M |R_n - c_n| = \sum_{n=1}^M |E_n| \quad (\text{ec. 37})$$

La segunda meta que se debe conseguir con un buen parámetro de ajuste es que este debe proveer al sistema de control de robustez ante los cambios en estado de transición (Marlin, 1995).

La tercera y última meta que se debe cumplir son las limitaciones de la variación de la variable manipulada, esto quiere decir que el valor del parámetro de ajuste debe ser tal que para un cambio deseado, el valor de la variable manipulada no debe exceder los valores máximo y mínimo permitidos (Marlin, 1995).

Para realizar la optimización de los parámetros de ajuste del SMPC para el sistema multivariable, la función a optimizar debe ser la sumatoria de los errores presentes en cada variable controlada en un instante dado, por lo cual la ecuación del error a minimizar es:

$$\sum_{n=1}^M \sum_{i=1}^{NC} |E_{n,i}| \quad (\text{ec. 38})$$

Para el SMPC se debe calcular los valores de los parámetros de ajuste α_{ij} , tal que se minimice el índice de desempeño seleccionado, a través de una optimización fuera de línea.

3.11 Implementación digital del SMPC

En la figura N°12 se muestra el flujograma de programación del algoritmo del modelo simplificado de control predictivo (SMPC).

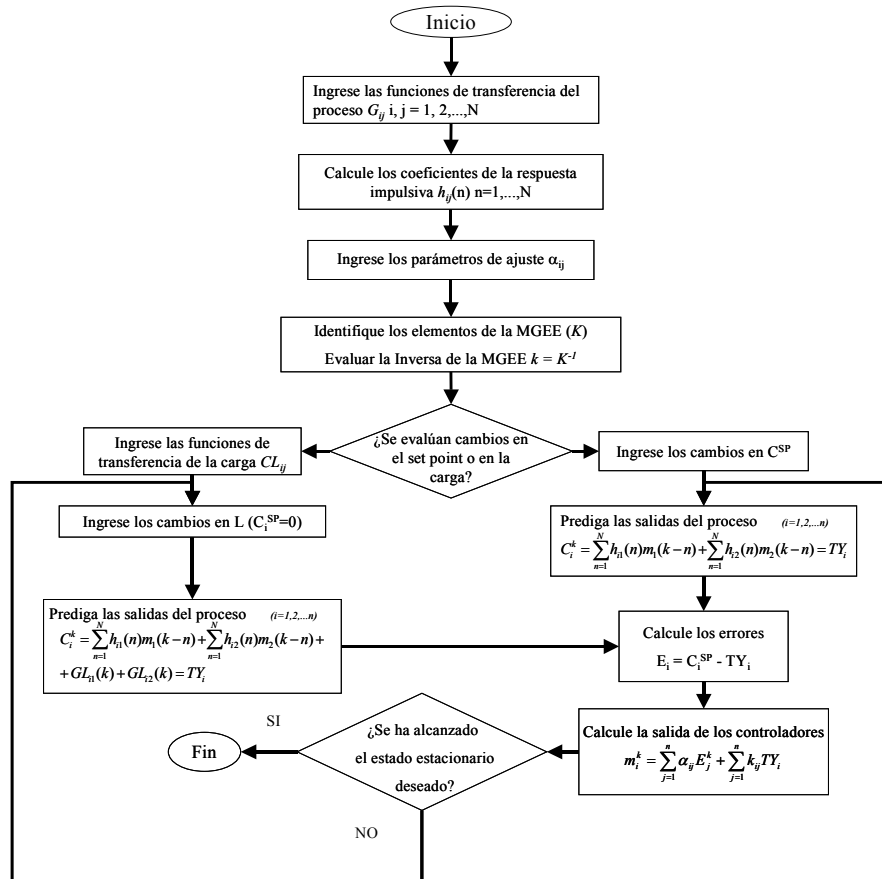


Figura N°12. Esquema de programación del algoritmo SMPC.

3.12 Identificación dinámica de procesos

La identificación de la dinámica del proceso es de fundamental importancia para la correcta aplicación del modelo predictivo de control. Generalmente las relaciones dinámicas son determinadas a partir de modelos matemáticos del proceso, basados en modelos físicos y químicos fundamentales, los cuales fueron desarrollados para describir la dependencia del sistema con el tiempo. En estos casos se asume que los valores de todos los parámetros (velocidad de reacción, coeficientes de calor, etc.) son conocidos.

Los modelos matemáticos son una buena aproximación del proceso real, pero necesitan en muchos casos, ser comprobados por datos experimentales. Lamentablemente, existen procesos cuyo nivel de complejidad, impide su representación por modelos basados en principios fundamentales. En estos casos el comportamiento dinámico, así como la estimación de los parámetros desconocidos, pueden ser calculados a partir de una prueba experimental. Muchos de los parámetros pueden ser calculados a partir de los datos de la planta en estado estacionario, pero otros deben ser encontrados a partir de pruebas dinámicas del proceso.

Para la identificación experimental de la dinámica del proceso, se han desarrollado varias técnicas. En el presente trabajo se mostraran las técnicas de uso común en la industria química y del petróleo. Estas técnicas son: prueba de salto en escalón y prueba de pulso.

- **Prueba de salto en escalón**

La vía más directa de obtener un modelo empírico de la dinámica del proceso para hallar los parámetros (tiempo muerto, constante de tiempo, ganancia, constante de asentamiento, etc.) es a partir de la gráfica de los valores obtenidos experimentalmente de la respuesta a la prueba de escalón. Se introduce una perturbación en forma de escalón en una variable de entrada cualquiera (m_i o L_i) y se almacena los valores de la señal de salida de las variables $C_i(t)$, como una función del tiempo como se muestra en la figura N°13.

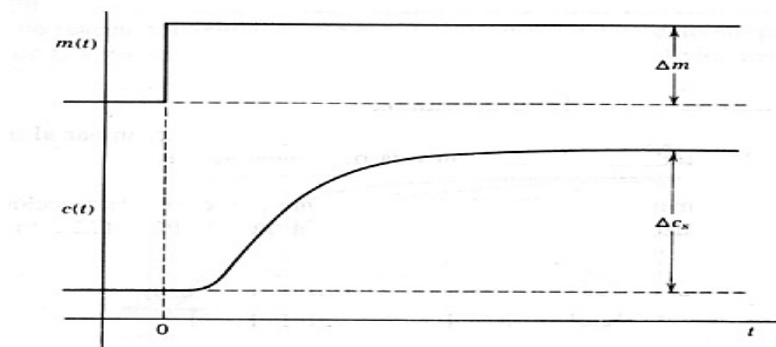


Figura N°13. Prueba en escalón.

La forma aparente de la curva $c_i(t)$, permite encontrar una función de transferencia aproximada $G_{(s)}$ que posea el mismo tipo de respuesta en escalón. $G_{(s)}$ sería la razón entre polinomios en s con una ganancia en estado estacionario K_p y tiempo muerto similar.

$$G_{(s)} = K_p \frac{Z_{(s)} e^{-Ds}}{P_{(s)}} = K_p \frac{(\tau_{z1}s + 1)(\tau_{z2}s + 1) \cdots (\tau_{zM}s + 1) e^{-Ds}}{(\tau_{p1}s + 1)(\tau_{p2}s + 1) \cdots (\tau_{pN}s + 1)} \quad (\text{ec. 39})$$

La ganancia en el estado estacionario K_p es fácilmente obtenida como la razón entre el cambio del nuevo estado estacionario Δc_i y el tamaño de la perturbación de entrada Δm_i o Δd_i . El tiempo muerto D se halla a partir de la curva de respuesta en función del tiempo, como el tiempo en que la salida comienza a responder a la perturbación. El coeficiente de asentamiento del sistema ζ puede ser encontrado a partir del grado de sobrepico o la razón de decaimiento de cualquier oscilación. La forma y la razón de cambio $c_i(t)$ puede ser utilizada para estimar los polos y ceros de $G_{(s)}$.

Este método es fácil de aplicar. Sin embargo con él es difícil el distinguir entre un segundo orden o sistemas de orden superior, y presenta una gran dificultad para detectar la diferencia de las constantes de tiempo con precisión.

3.13 Programa ARIDS y Solver© de Excel® para el ajuste de modelos dinámicos

El programa de identificación de modelos dinámicos y ajuste de controles ARIDS fue desarrollado por Gómez y Piñero (2001) como parte de su Trabajo Especial de Grado. Este programa ajusta los resultados obtenidos de pruebas de escalón a modelos de primer y segundo orden con o sin tiempo muerto. Los valores de entrada para la ejecución del programa son: un vector contentivo de los tiempos de muestreo, un vector con los valores de la variable de salida para dichos instantes de muestreo, el valor de la variable en estado estacionario y la magnitud del escalón. El programa ajusta los parámetros de los modelos dinámicos ejecutando un Solver© en Excel® con la función objetivo de minimizar los errores cuadráticos. Con los parámetros de los modelos de ajuste el programa puede hallar los parámetros para controladores P, PI y PID por varios métodos entre los que encuentran IAE, ICE y Ziegler-Nichols.

Solver© es una herramienta de Excel® que permite la iteración de valores de parámetros desconocidos de ecuaciones lineales. Solver© utiliza el código de optimización

no lineal desarrollado por la Universidad Leon Lasdon de Austin (Texas) y la Universidad Allan Waren (Cleveland). Los problemas lineales y enteros utilizan el método más simple con límites en las variables y el método de ramificación y límite, implantado por John Watson y Dan Fylstra de Frontline Systems, Inc. Algunas secciones del código de programa Microsoft Excel Solver tienen copyright en 1990, 1991, 1992, y 1995 por Frontline Systems, Inc. Otras secciones tienen copyright en 1989 por Optimal Methods, Inc.

La programación de un problema para ser resuelta por esta herramienta es sencilla, ya que sólo se necesita destinar algunas celdas de la hoja de cálculo para los parámetros a estimar, definir la función o funciones que relacionan a estas variables en otras celdas y definir la función objetivo en otra celda. El usuario puede seleccionar el resultado deseado de la función objetivo (maximizar, minimizar o converger a un valor dado) y seleccionar algunas restricciones que debe cumplir la solución dada. La fiabilidad y factibilidad de los resultados obtenidos a través de esta herramienta depende del correcto planteamiento del problema y la selección adecuada de la función objetivo.

En cuanto a las limitaciones de la herramienta, se puede comentar que existe un valor máximo de operaciones que puede ejecutar que si es sobrepasado produce un error de ejecución; lamentablemente no existe una regla para saberlo antes de iniciar la programación en Excel®.

4. METODOLOGÍA

Para cumplir los objetivos específicos propuestos se planteó la siguiente metodología, la cual se dividió en las siguientes secciones: (1) determinación de las variables controladas y manipuladas del proceso, (2) identificación de los modelos dinámicos, (3) desarrollo de programas, (4) implementación de los sistemas de control para la simulación a lazo cerrado y (5) pruebas de desempeño de los sistemas.

4.1 Determinación de las variables controladas y manipuladas del proceso

Determinar el número de variables a controlar, cuales son y cual es su variable manipulada respectiva, es el paso más importante para lograr el control de proceso. La primera acción a tomar es realizar un estudio de los grados de libertad, el cual tiene como fin comprender cabalmente los procesos que se llevan a cabo en el sistema de generación de vapor a estudiar. Seguidamente se plantean los objetivos de control conforme a ciertos parámetros, determinándose así las variables controladas y manipuladas del sistema. Para lograr este objetivo se siguieron los siguientes pasos:

1. Se definieron los límites del sistema a estudiar.
2. Se definieron los flujos de entrada y salida del sistema y sus propiedades: presión, temperatura, composición, densidad, etc.
3. Se definieron las variables de estado a partir de las propiedades de los flujos y de los procesos que se llevan en cada uno de los elementos del sistema.
4. A partir de las leyes fundamentales (balances de masa y energía), se determinaron las distintas ecuaciones que relacionan a las variables de estado.
5. Logrados los pasos 3 y 4, se calcularon los grados de libertad del sistema usando la ecuación ec. 1.
6. Se determinaron las variables del mundo exterior y se calcularon el número de variables a controlar, según la ecuación ec. 2.
7. Se determinaron los objetivos de control y las variables controladas, de acuerdo los criterios de seguridad y operación del equipo y las especificaciones del

producto. Esto se apoya en la bibliografía de control de calderas. (Exxon, 1973 y PDVSA, 1994)

8. Se determinaron las variables manipuladas, según cada objetivo de control como aquella variable que ejerce una acción directa y de mayor magnitud sobre cada variable controlada.
9. Se realizó el estudio de la matriz de ganancia relativas (RGA) e interacción con los modelos de primer orden obtenidos para comprobar que el apareamiento fue el adecuado. Esto se realizó utilizando una herramienta que permite calcular la RGA desarrollada en Excel® para el Trabajo Especial de Maestría a ser presentado por la Ing. Berenice Blanco (2002). Este paso se realizó después de haber identificado todos los modelos dinámicos necesarios.

4.2 Identificación de los modelos dinámicos

La identificación de los modelos dinámicos del proceso es de suma importancia ya que estos serán utilizados para implementar el control multivariable basado en modelos y los controles SISO con PID en la computadora. Los modelos dinámicos fueron obtenidos a partir de la simulación a lazo abierto de una caldera realizada en Matlab/Simulink® (Serrano, 1998). En dicha simulación se carece de elementos para el análisis de varias de las variables por lo cual el estudio se realizó sólo sobre las siguientes variables: flujo de mezcla combustible, flujo de agua de alimentación, flujo de agua de atemperación y flujo de consumo de vapor.

En dicha simulación se realizó una modificación al introducir el control por límites cruzados necesarios para realizar el estudio del comportamiento del sistema con respecto al flujo de la mezcla combustible. Se supuso que la dinámica predominante en los flujos de aire y gas combustible era el relacionado a las válvulas y se ajustaron sus controles como PI por ser una dinámica muy rápida. Por esta razón los modelos dinámicos que se hallaron de estas variables ya muestran la influencia del control por límites cruzados, necesario por razones de seguridad del equipo.

La identificación de modelos se realiza en dos partes primero el estudio de linealidad del sistema, para saber el rango en que el proceso tiene un comportamiento lineal

fundamental para implementar el sistema de control SISO; y segundo, el ajuste de los datos obtenidos a modelos. A continuación se muestran los pasos seguidos:

1. Se realizó el estudio de linealidad. Para ello se modificaron las variables manipuladas relacionadas con las variables del proceso seleccionadas. Este proceso se divide en los siguientes pasos:
 - 1.1. Se realizaron pruebas de salto en escalón para las distintas variables manipuladas y de perturbación halladas en el estudio de grados de libertad así como las variables extras necesarias para la implantación de los controles SISO típicos, operando las válvulas correspondientes en un $\pm 1\%$, $\pm 5\%$, $\pm 10\%$, $\pm 15\%$, $\pm 20\%$, $\pm 30\%$ y $\pm 50\%$ tomando datos sobre los cambios en magnitud en las variables de interés para el control del sistema, como lo son las manipuladas, las controladas y las perturbaciones.
 - 1.2. Debido a que el comportamiento de las válvulas relacionadas a las variables de entrada del sistema era no lineal se procedió a normalizar las respuestas, dividiendo el valor de la salida por la variación total de la entrada.
 - 1.3. Se realizó el estudio estadístico de las respuestas normalizadas hallando primero la media de los valores correspondiente a cada instante de muestreo, así como, la desviación puntual relativa (diferencia absoluta entre el valor de la curva en ese instante y su media dividido entre la media). Esto se realizó en una hoja de Excel® con la condición de que si la media era igual a cero este valor fuese omitido.
 - 1.4. Se halló la media de la desviación puntual relativa promedio para las curvas de respuesta normalizada para los cambios de mayor magnitud, dando un mayor peso a los valores mas cercanos al estado estacionario que a los errores iniciales (70% y 30% respectivamente). Si este valor era menor o igual al 10%, se acepta el intervalo propuesto, en caso contrario se descarta la prueba y se estudia con la prueba inmediata menor.
2. Se ajustó el valor promedio de las curvas a modelos de primer orden con o sin tiempo muerto y segundo orden con o sin tiempo muerto usando el programa ARIDS (Gómez y Piñero, 2001) y una hoja de calculo de Excel® con los modelos propuestos y ajustando los parámetros de estos, ejecutando un Solver© con la

condición de error cuadrático mínimo. El criterio para seleccionar el modelo es el error absoluto promedio menor, seguido del índice de correlación r^2 .

3. Se ajustó la respuesta integrante del nivel a un modelo de primer orden (respuesta inversa) más una rampa (integrante), usando otra hoja de Excel® con igual funcionamiento que la usada en el paso anterior.
4. En el caso de la variable nivel, al presentar un comportamiento integrante, se le efectuaron pruebas en forma de pulso cuadrado a las variables de entrada para determinar el modelo de estable (suma de dos primeros órdenes) que lo ajusta así como la ganancia del modelo integrante. La duración del pulso se fijó en 100 segundos para obtener dinámicas similares a las obtenidas por la prueba de flujo de combustible y se usaron las magnitudes de cambio máximas que permitían las variables de entrada.

4.3 Desarrollo de programas

El desarrollo de un programa para la simulación de la estrategia de control MIMO es uno de los principales objetivos de este trabajo especial de grado, y la realización del mismo se puede dividir en tres etapas, las cuales son: la determinación de los objetivos y alcances del programa, la definición de la estructura secuencial y la programación del mismo en el lenguaje seleccionado.

Etapas I. Objetivos y alcances del programa

Se estudiaron distintas alternativas que incluían: identificación de modelos dinámicos, análisis de apareamiento de variables, estabilidad e interacción, simulación a lazo abierto y simulación a lazo cerrado con PID y con SMPC para sistemas MIMO.

Este alcance inicial resultó demasiado extenso para poder ser desarrollado por una sola persona por lo cual el alcance se limitó a la simulación a lazo abierto y simulación a lazo cerrado con PID y SMPC. El resto fue desarrollado en otros trabajos especiales de grado (Gomez, 2001 y otros en desarrollo). El alcance seleccionado define la estructura y extensión del programa, en el cual se debe especificar la forma de entrada de los datos, los cálculos que se deben realizar internamente y la presentación de los resultados; lo cual conduce a la segunda etapa.

Etapla II. Estructura secuencial del programa

Para la determinación de la estructura se debió tener una perspectiva del total de los cálculos que se deben realizar, en cuanto a sus requerimientos y limitaciones, definiéndose así los datos de entrada necesarios para la ejecución del programa.

Para implementar el SMPC se deben tener los modelos dinámicos en forma de coeficientes impulsivos. El modelo de coeficientes impulsivos descritos por la ec. 23 muestra que para un sistema SISO la variable de salida es lineal en todo su rango de operación con respecto a la variable de entrada, esto quiere decir que la ganancia del proceso es constante en todo el intervalo. Cuando se habla de un sistema multivariable y se aplica el principio de superposición, el valor de la variable de salida en su punto de ajuste es la suma de las influencias de las distintas variables de entrada también en su punto de ajuste. Si no se cumple el criterio de linealidad en todo el intervalo de operación de las variables de entrada, para poder aplicar el modelo de control se debe reducir el intervalo de operación de dichas variables a su rango lineal. En segundo lugar el valor del punto de ajuste de la variable de salida puede no coincidir con el valor de la sumatoria de las influencias de las variables de entrada por lo cual debería añadirse un término constante que ajuste el valor de las variables de salida. Con el fin de no tener que calcular el valor constante en el punto de ajuste se modificó la ecuación utilizando variables de desviación, así el valor de la salida y las entradas es cero.

Se decidió que los modelos dinámicos a utilizar serían de primer orden con o sin tiempo muerto para el cálculo de los coeficientes impulsivos, con el fin de simplificar la programación necesaria.

Aparte de los modelos impulsivos, es necesario para la implementación del SMPC la inversa de la matriz de ganancias en estado estacionario y los parámetros de ajuste α ; como estos últimos son hallados a través de una optimización fuera de línea, se decidió realizar la misma utilizando la herramienta Solver© de Excel®, razón por la cual los cálculos de la matriz inversa, la optimización y el almacenamiento de los datos y presentación de los resultados se realizan usando este paquete. Para ello se diseñaron dos libros de Excel®, uno llamado SMPCdat1 para el almacenamiento de datos (nombres de las variables, rangos, set points, ganancias, constantes de tiempo y tiempos muertos, α),

cálculo de la matriz inversa de la MGEE y la optimización de los parámetros de ajuste; el segundo libro llamado SMPCsim1 para la presentación y almacenamiento de los resultados de la simulación en forma de gráficos de Excel®.

La interfaz realizada en Visual Basic® introduce los datos necesarios a las distintas hojas de cálculo y lee los resultados obtenidos en éstas. Su estructura fue desarrollada en forma de módulos separados ya que el proceso completo desde la introducción de datos, pasando por la optimización hasta realizar la simulación, consumía gran cantidad de tiempo (15 min. aproximadamente para un sistema de orden 2) y el programa era propenso a errores de memoria. Esto se corrigió con la estructura modular del programa, el cual esta constituido por:

Módulo para la introducción y almacenaje de datos dinámicos: en este módulo se despliegan las ventanas que permiten colocar el nombre del proyecto, su orden, el nombre de las variables controladas y de las variables manipuladas asociadas, los valores máximos y mínimos operativos y sus puntos de ajuste. De igual modo permite introducir los parámetros correspondientes a las perturbaciones y los parámetros de los distintos modelos dinámicos, almacenando estos valores en la hoja “Datos” del primer libro que es guardado con el nombre del proyecto.

Módulo para la optimización de los parámetros de ajuste α : este módulo posee dos funciones: 1) la optimización automática de todos los parámetros de ajuste para todos los cambios de las respuestas servo y reguladoras, que toma como semillas para los parámetros de ajuste, a la unidad (en muchos casos estas semillas podrían no resultar un buen punto de partida) y realiza un cambio del 1% en la variable de entrada para la corrida fuera de línea. Este valor puede ser cambiado por el usuario, 2) la optimización manual de los parámetros α de alguna acción deseada, en la cual el usuario puede interactuar con el programa hasta encontrar las semillas adecuadas para la ejecutar la optimización.

La optimización se ejecuta utilizando para ello una hoja de Excel® (Optim del libro SMPCdat1) en la cual se introduce el periodo de muestreo, calculados como se muestra en la revisión bibliográfica; los parámetros dinámicos de las funciones de transferencia, los valores máximos y mínimos de las variables manipuladas y el cambio para la corrida fuera de línea.

La hoja Optim fue diseñada originalmente para un sistema de orden 10, sin embargo al comenzar a programar se encontró la dificultad de la longitud de la ecuación a realizar en cada celda, la cual no permitía más de 15 puntos de muestreo en el horizonte de predicción. Buscando un mayor número de puntos de muestreo se dividió los cálculos realizados en secciones, lo cual permitió aumentar el número de puntos hasta 100 (horizonte de predicción). Al no tener una noción concreta del número exacto de columnas a utilizar y en vista de que el sistema a estudiar en el TEG era de orden 3 se decidió diseñar la hoja para un sistema de orden 6. Después de la programación de esta hoja, se dedujo que el máximo orden que podría programarse en la misma es un sistema de 8 variables.

En la hoja Optim se desarrolló manualmente en cada celda la sumatoria del algoritmo de control SMPC mostrada en la ecuación ec. 32, ya que al provenir de un algoritmo recursivo no se pudo hallar una regla de formación que hiciese posible usar las herramientas de matrices de Excel®. La optimización de los parámetros de ajuste se realizó a través de la ejecución de una macro que contiene la función Solver© con la condición de minimizar la sumatoria de los errores absolutos de las distintas variables controladas durante todo el periodo de predicción.

La tercera hoja de SMPCdat1 (Invers) se utiliza únicamente para el cálculo de la matriz inversa de las ganancias en estado estacionario necesaria para la optimización. Por razones de mejorar la presentación se decidió ocultar la misma en el programa.

Módulo de simulación: este módulo permite simular a lazo abierto y a lazo cerrado el sistema utilizando SMPC. Toma los parámetros necesarios del primer libro de Excel® y realiza la simulación en Visual Basic® exportando los valores obtenidos (valores de salida de las variables controladas y manipuladas en cada instante de muestreo) al libro SMPCsim1, donde son presentados al usuario en forma de gráficos. El usuario introduce el tiempo total de la simulación y la magnitud de cambio deseado para la variable de entrada.

Por último, el usuario pudo haber cometido algún error al introducir los datos de entrada; por lo cual era necesario que se añadiese un módulo que permitiese corregir el error sin tener que llenar la hoja de datos completa de nuevo. Este módulo despliega un cuadro de diálogo en la cual el usuario puede seleccionar el parámetro errado y sustituirlo por el correcto, y luego guardarlo en el mismo proyecto sin que se altere algún otro parámetro.

Etapa III. Programación en Visual Basic 6.0®

Se seleccionó Visual Basic® por ser un lenguaje que permite la interacción con otros programas de Microsoft®, lo cual hizo posible la utilización de varios elementos del ambiente Windows®, como las ventanas de advertencia e intercambiar información con Excel®; fundamental para la poder realizar la optimización de los parámetros de ajuste α . Otra razón para haber usado este lenguaje es que posee una librería extensa de elementos que facilitaron la programación. Sin embargo, el nivel de conocimiento que se poseía del mismo y alcanzado durante el desarrollo del trabajo especial de grado, si bien permitió cumplir con el objetivo propuesto, no fue suficiente como para entregar una interfaz depurada y amigable al usuario.

El planteamiento de forma correcta y secuencial de los alcances y de la estructura del programa permitió una programación eficaz al orientar los esfuerzos únicamente a los elementos necesarios para realizar la simulación. Para el correcto uso de la interfaz se desarrolló un manual de usuario el cual se presenta en el anexo A.

La validación del programa se realizó, comparando cualitativamente las curvas de desempeño de las variables controladas y manipuladas obtenidas a través del programa con las mostradas para el ejemplo de una columna de destilación binaria planteado en la bibliografía (Deshpande, 1989). Lamentablemente, el autor omitió ciertos datos (tiempo de muestreo y algoritmo de optimización) que no permitieron realizar un estudio cuantitativo más profundo, sólo quedó suponer que el autor fue consistente con la metodología planteada.

4.4 Implementación de los sistemas de control para la simulación a lazo cerrado

Para implementar los sistemas de control SISO y MIMO para la caldera se utilizaron los modelos de primer orden más tiempo muerto, ya que el programa desarrollado para simular el modelo de control SMPC usa modelos de primer orden; con la única excepción de los modelos dinámicos del nivel que al presentar respuestas inversas y un comportamiento integrante no pueden ser representados por el modelo de primer orden.

Las estrategias de control SISO fueron desarrollados en Matlab/Simulink® ya que este paquete permite implementar con gran facilidad los controles típicos de la caldera en forma de un diagrama de bloques. Esta etapa constó de los siguientes pasos:

1. Se determinaron los rangos en los cuales las variables controladas se encuentran bajo control, así como la prioridad o importancia dada a cada variable controlada. Los rangos propuestos inicialmente son Nivel $\pm 0.5\%$, presión ± 5 psi y temperatura ± 8 °F, equivalentes a un 1% del valor estacionario inicial (set point). La primera prioridad de control es la especificación del producto, por lo cual la importancia dada a las variables es: primero Presión, luego la Temperatura del vapor y por último el nivel, ya que éste posee la dinámica más lenta del proceso y su valor no impacta sobre la especificación del producto. Se estimó que por esta causa un error operacional del nivel de hasta 5% era permisible.
2. Se diseñó el diagrama de bloques del sistema a partir de los modelos dinámicos que representan a la planta.
3. Se implantaron las estrategias de control típicas para calderas mostradas en la bibliografía, usando para ello controladores del tipo PI y PID dependiendo de la dinámica del proceso (PI para procesos muy rápidos como es el caso de la temperatura). En este sentido no se pudo implementar el control en cascada para el control de la temperatura debido a que la simulación suministrada carece de un elemento de medición de la temperatura del vapor en el atemperador. El modelo dinámico del flujo de vapor sobrecalentado seleccionado para la implantación del control de tres elementos es de primer orden por ser estable aunque en realidad haya la presencia de picos equivalentes a 6 y 1.6 veces el valor de estabilización de la variable para los cambios en el consumo y flujo de agua de atemperación (F_{AT}), y a que el tiempo de duración del mismo eran 15 segundos y 0.09 segundos respectivamente. Además con esto se eliminaba el efecto de las respuestas inversas de estos picos.
4. Se ajustaron los parámetros de los controles por separado es decir considerando que los demás lazos de control se encuentran abiertos. Esto se realizó de la siguiente forma: se halló una semilla de los parámetros de ajuste del controlador (ganancia, tiempo integral y tiempo diferencial) usando los métodos de IAE, ICE

y Ziegler-Nichols, y se seleccionó el que presentaba un mejor comportamiento; se realizaron cambios manualmente a los parámetros del controlador hasta conseguir un mejor desempeño del mismo, es decir, un menor tiempo de elevación y de asentamiento y un sobrepico menor en la variable controlada. El criterio de selección sigue el orden ya mostrado, la única excepción a este criterio es que el sobrepico sobrepasara el 100% del cambio deseado, en cuyo caso se seleccionan los parámetros que disminuyan éste hasta ese nivel ($\text{sobrepico} \leq 100\%$). En este paso se presentó el problema de los rangos de operación de las variables manipuladas los cuales no podían ser colocados directamente dentro del controlador. Para darle solución a este problema se ideó colocar en el diagrama de bloques a la salida del controlador dos selectores: uno de baja para el máximo operativo y uno de alta para el mínimo operativo.

5. Se cerraron todos los lazos de control y se procedió a entonar los parámetros de los distintos controles buscando disminuir la competencia entre los distintos lazos de control. Esto se realizó, cambiando manualmente los parámetros de ajuste del controlador hasta hallar una dinámica que en conjunto muestre un mejor desempeño. El criterio usado para la entonación fue el de dividir todas las ganancias de los controladores y los tiempos derivativos por un mismo factor, y multiplicar todos los tiempos integrales por el mismo factor. Este criterio que compensaba la pérdida dinámica del sistema al alterar la ganancia alterando la dinámica del controlador no resultó para el control de T_{VS} , por lo cual para esta variable se mantuvieron los parámetros hallados originalmente en el paso anterior. El criterio de selección es el mismo mostrado en el paso anterior.

Un buen comportamiento en la variable manipulada, fue definido para este trabajo como que la diferencia de flujo de un instante de muestreo a otro no supere un 5% del cambio en la posición de la válvula, es decir, aproximadamente 5 Ton/h para el flujo del agua de alimentación (F_{AA}) y 0.3 Ton/h para F_{AT} .

La estrategia de control MIMO fue implementada usando la hoja de cálculo de Excel® “Optim” y no el programa completo de SMPC debido a la presencia de modelos dinámicos que no eran de primer orden con los que exclusivamente trabaja el programa. Por lo cual el llenado de la hoja se realizó manualmente siguiendo los pasos 1 al 4.

La simulación a lazo cerrado del sistema original de orden 3 (3×3), presentó un comportamiento poco deseado en el desempeño de la variables T_{VS} . Bajo la suposición de que este comportamiento se debía al efecto de la variable F_{AA} sobre el sistema, se propuso modificar el sistema en busca de un mejor desempeño del mismo. Se plantearon dos posibles sistemas alternos, en el primero se planteó sacar el nivel fuera del sistema. El nivel se controlaría usando SMPC SISO y el resto con el control MIMO 2×2 (a este modelo se le denominará $1 \times (2 \times 2)$), en donde los efectos del flujo de agua de alimentación entrarían al sistema 2×2 como perturbación y el flujo de mezcla combustible sería una perturbación para el nivel. El otro sistema planteado propone un sistema controlado a lazo simple (SISO) mediante el algoritmo SMPC SISO (denotado como $1 \times 1 \times 1$). En ambos casos se modificaron las ecuaciones necesarias en la hoja de Excel Optim. Se hallaron todos los parámetros de ajuste al mismo tiempo siguiendo los pasos 5 y 6 para los tres sistemas.

El desarrollo del algoritmo SMPC partía de los supuestos que el sistema era estable a lazo abierto y que las entradas eran de forma en escalón. El sistema poseía procesos integrantes, por lo cual no se podía hallar una ganancia en estado estacionario de los mismos, necesaria para aplicar el algoritmo. El valor de la ganancia en estado estacionario para estos procesos, se obtuvo suponiendo que la respuesta integrante era sólo una fracción de una respuesta de primer orden con τ y ganancia muy grandes. La ganancia obtenida al ajustar la respuesta integrante bajo esta suposición no era representativa físicamente.

Se decidió comprobar el buen funcionamiento del programa y del algoritmo ante un proceso integrante, mediante la simulación a lazo cerrado del mismo. El modelo utilizado fue el encontrado para el nivel ante un cambio de F_{AA} , con la ganancia del proceso obtenida para el modelo de primer orden de la tabla A del anexo B. También se simuló el comportamiento dinámico del control para el modelo estable del nivel (resta de dos modelos de primer orden) como posible opción en caso de que no se pudiese trabajar con el modelo integrante. La simulación se realizó siguiendo los pasos presentados más adelante, los cuales son comunes para toda simulación con el algoritmo SMPC, la magnitud de cambio en el set point del nivel empleada en esta prueba fue 1%. Finalmente se compararon ambas curvas de desempeño.

Se determinó la influencia de la ganancia del proceso hallada para el modelo de primer orden en el desempeño del control, probando distintas ganancias de proceso

(incluida la ganancia del modelo de primer orden de la tabla A del Anexo B). Se utilizó el mismo modelo dinámico y magnitud de cambio del estudio anterior, y se compararon las curvas de respuestas obtenidas, dando como resultado que la ganancia seleccionada era efectiva para el funcionamiento del control.

Los pasos seguidos para la implementación de los sistemas de control MIMO fueron:

1. Se determinó el tiempo total de estudio y el tiempo de muestreo (Δt) de manera que se cumpliera en lo posible el criterio de $\tau/10$, con un horizonte de predicción de 100 puntos. La variable T_{VS} no cumplió con este criterio, debido a la dinámica sumamente rápida respecto a su manipulada
2. Se calcularon los coeficientes impulsivos (h_i) para los modelos relacionados al nivel y se introdujeron a la hoja de cálculo.
3. Se introdujeron los parámetros del resto de los modelos dinámicos.
4. Se seleccionaron los cambios típicos esperados para realizar las pruebas de optimización de los parámetros de ajuste α_{ij} . Estos cambios fueron: +2% en el nivel, +10 Psi en la presión del vapor sobrecalentado, +15 °F en la temperatura (más o menos equivalentes a 2 veces el error para P_{VS} y T_{VS}), -5% en el consumo (flujo de vapor) y +0.3 ton/h en la purga continua (tomados de manera arbitraria).
5. Se seleccionó manualmente una semilla para los parámetros de ajuste α_{ij} para ejecutar la macro que optimizaba los mismos. Esto se realiza cambiando los valores de cada uno de los parámetros de ajuste hasta conseguir una disminución apreciable del valor de la función objetivo, y se ejecutó la macro de optimización.
6. Se estudió el comportamiento de forma gráfica de las variables controladas y manipuladas y se entonó en los casos necesarios manualmente los parámetros α_{ij} para mejorar el comportamiento. Esto se realiza cambiando levemente los parámetros optimizados buscando comportamiento dinámico conforme a los criterios ya mostrados.

Por último, se realizó un análisis del desempeño obtenido por cada sistema usando IAE según la ec. 35 como criterio de selección. También se estudió la robustez del sistema para distintos cambios de set point y de perturbaciones. La robustez del sistema de control se estudia suministrando distintos valores a los set points y perturbaciones hasta encontrar

el valor más alto de cambio en que las variables permanecen bajo control, es decir, que dentro del período de estudio muestre una tendencia a regresar a sus puntos de ajuste respectivos. La robustez es el segundo punto en importancia después del IAE para la selección. El tercer punto a estudiar en el comportamiento suave de la variable manipulada y controlada. Para la variable controlada se considerará un comportamiento suave si el sobrepico es menor o igual al 100% del cambio deseado en el set point y presenta oscilaciones de amplitud menor al 50% del cambio deseado (equivalentes a los errores permisibles) en un período de cuatro instantes de muestreo.

4.5 Pruebas de desempeño del sistema

Para establecer los criterios para la comparación entre las estrategias de control típicas y multivariable para la caldera, se plantearon las pruebas a las que se someterían las mismas. La comparación se realizó desde dos puntos de vista: primero se analiza el desempeño dinámico y la robustez del sistema y el segundo su desempeño económico, partiendo del supuesto que los equipos mecánicos necesarios (medidores, válvulas, etc.) son los mismos para ambas estrategias. Por lo tanto, la mejora económica viene dada por la mejora en el consumo de combustible. Para realizar este estudio se siguieron los siguientes pasos:

1. Se seleccionó una amplitud de cambio para el estudio de desempeño dinámico, como la frecuencia en se estima que ocurren en un día de operación cualquiera. En este caso la amplitudes seleccionadas son iguales a los planteados en el punto 4 de la sección anterior. La periodicidad de estos eventos se estimó en la siguiente: una entrada y una salida de consumidores (equivalentes a +5% y -5% del consumo), dos cambios en la temperatura (incremento de +15°F y una disminución de -15°F), y finalmente dos cambios en la presión del vapor sobrecalentado (+10 psi y -10 psi). Se estima que en un día normal de operación no se producen cambios en el nivel y que los cambios del flujo de purga continua son despreciables.
2. Se seleccionó el tiempo de duración de las pruebas en 543 seg. ya que permite el estudio por espacio de aproximadamente $5 \tau_{\text{máximo}} + \tau_D$ y es el máximo valor que

puede ser simulado como horizonte de predicción en el programa de SMPC, aunque para el control típico se puede estudiar hasta un periodo de 1600 seg.

3. Se recolectaron los datos experimental de las pruebas, debido a que el tiempo de muestreo no es similar entre los dos sistemas planteados se procedió a ajustar los resultados para poderlos llevar a un mismo intervalo. Se tomaron los puntos entre los cuales se encuentra el tiempo de 543 segundos y se estimó el valor de la curva en ese instante suponiendo un comportamiento lineal.
4. Se comparó de forma gráfica el desempeño de ambas estrategias de control tomando como parámetros de estudio: el tiempo de respuesta, sobrepico, offset y comportamiento de la variable manipulada flujo de gas combustible (F_G).
5. Se determinaron los valores máximos en que las variables controladas permanecían en control y se analizó la robustez de la estrategia de control típica para calderas. Esto se realizó aplicando al sistema distintos cambios en la entrada, hasta obtener respuestas que no satisfagan los criterios de control.
6. Se halló el área bajo la curva de comportamiento dinámico de la variable mezcla de flujo combustible para cada respuesta servo y reguladoras, la cual corresponde directamente al flujo de gas suministrado. Para ello se integró usando Simpson. Como en muchos casos dentro del tiempo de simulación no se habrá estabilizado el sistema, especialmente en el caso de las técnicas SISO y en caso de haberse alcanzado el estado estacionario en el control MIMO, se supondrán estos valores estables en el tiempo en que se logre el nuevo estado estacionario en la simulación SISO. El criterio para considerar que se ha logrado un nuevo estado estacionario es cualitativo a través del estudio de las mismas gráficas y considerarse que los cambios en las variables manipuladas son estables, es decir, que muestran alguna tendencia.
7. El criterio para la comparación de consumo de combustible para ambas estrategias de control es el siguiente: primero se determinará la diferencia total en el consumo de combustible para cada prueba.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1 Grados de libertad en el sistema

La figura N°14, representa al sistema de generación de vapor en estudio con sus diferentes variables de proceso. El sistema se encuentra constituido por: el economizador, domo y tubos, tambor de lodos, primer y segundo sobrecalentador, el atemperador y el hogar de la caldera y los límites del sistema se representan con la línea a trazos. Al realizar un análisis en el mismo, conforme a los parámetros planteados en la metodología, se han determinado las variables de proceso y las ecuaciones que las relacionan, las cuales son mostradas en las Tablas 1 y 2.

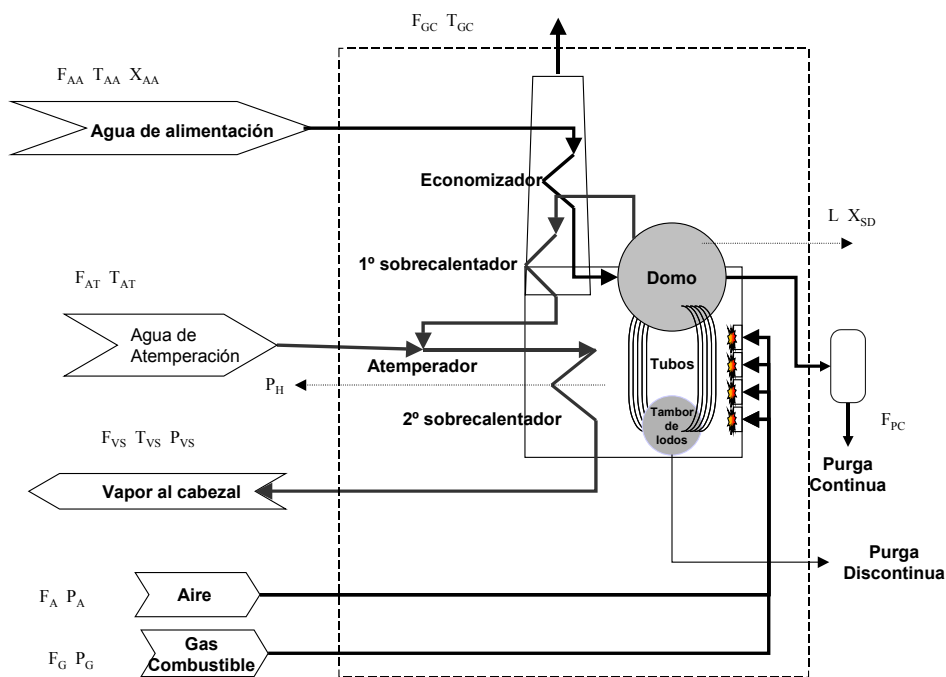


Figura N°14. Sistema de estudio.

La purga discontinua ocurre en contadas ocasiones razón por la cual en el escenario de estudio ésta no tiene lugar y se elimina como variable del estudio, a pesar de que su efecto sobre el sistema puede no ser despreciable.

Tabla 1. Variables de proceso.

Tipo de variable	Cantidad	Nombres	Unidades
Flujos	7	$F_{AA}, F_{AT}, F_{PC}, F_G, F_A, F_{GC}, F_{VS}$	Ton/h
Presiones	4	P_H, P_{VS}, P_A, P_G	psi
Temperaturas	4	$T_{AA}, T_{VS}, T_{AT}, T_{GC}$	°F,
Niveles	1	L (domo)	%
Concentración sales	2	X_{AA}, X_{SD}	ppm
Total	18		

Tabla 2. Ecuaciones y relaciones.

Tipo	Cantidad	Equipo
Balance de masa	3	1 Hogar, 1 global, 1 concentración (sales)
Balance de energía	2	1 caldera, 1 Hogar (combustión)
Relación de Equilibrio	1	Equilibrio líquido-vapor en el domo
Total	6	

De lo presentado en las tablas 1 y 2, se puede determinar el número de grados de libertad en el sistema como:

$$f = 18 - 6 = 12$$

Las variables de perturbación del sistema son las siguientes variables: F_{VS} , debido a que éste puede cambiar de acuerdo a los requerimientos de vapor aguas abajo; T_{AA} y T_{AT} , que pueden cambiar debido a condiciones ambientales y a equipos aguas arriba; P_A y P_G , las cuales pueden cambiar debido a cambios o irregularidades en el suministro o la composición del gas; F_{PC} , el cual puede cambiar para mantener la concentración de sales en el domo; y X_{AA} , la cual viene de equipos aguas arriba. De acuerdo a esto nos queda que el número de variables a controlar, como puede verse en la tabla 3, es:

Tabla 3. Número de variables a controlar

Número total de variables	18	[Flujos, Temperaturas, Presiones, Nivel]
Variables especificadas externamente	7	[$F_{VS}, T_{GC}, T_{AT}, T_{AA}, P_A, P_G, X_{AA}$]
Variables no especificadas	11	
Número de ecuaciones de modelado	6	Balance de masa, Balance de energía
Número de variables a controlar	5	

Tomando en cuenta las especificaciones del producto, criterios de seguridad y condiciones de operación del equipo, se determinaron los objetivos de control, los cuales se presentan a continuación en la tabla 4 que muestra la variable controlada con su posible variable manipulada, señalando su propósito.

Tabla 4. Objetivos de control.

CV	MV	Comentario
P_H	F_{GC}	Razón de seguridad del equipo
P_{VS}	F_G	Especificación del producto
L	F_{AA}	Razón de seguridad del equipo
T_{VS}	F_{AT}	Especificación del producto
X_{SD}	F_{PC}	Razón de operación del equipo

Todo lo anteriormente expuesto concuerda con los objetivos de control planteados en los manuales de control para calderas de Exxon (1973) y PDVSA (1994). Además, debe tenerse en cuenta que la mezcla gas-aire que se alimenta a la caldera debe tener una proporción definida por lo cual es necesario algún tipo de control de la misma, por razones de seguridad y de operación del equipo y que no se refleja en el cálculo de grados de libertad. Este control se realiza a través de la estrategia de límites cruzados. Por otro lado, el control de las sales disueltas en el domo no se realiza midiendo la concentración de la misma, sino que se toma como criterio que el flujo de la purga continua sea cierta proporción del flujo de vapor sobrecalentado.

5.2 Modelos dinámicos del sistema

Los modelos dinámicos que representan al sistema se obtuvieron a partir de la simulación a lazo abierto de un sistema de generación de vapor realizado en Matlab/Simulink® (Serrano, 1998). Esta simulación carece de elementos con que manipular o medir las variables: P_H , T_{GC} , T_{AT} , T_{AA} , P_A , P_G y X_{AA} . Esto trae como consecuencia la reducción del sistema de un orden 5 a un orden 4 por no poderse evaluar la presión en el hogar de la caldera. Se debe recordar que la concentración de sales se controla definiendo el flujo de purga continua como un porcentaje del flujo de vapor.

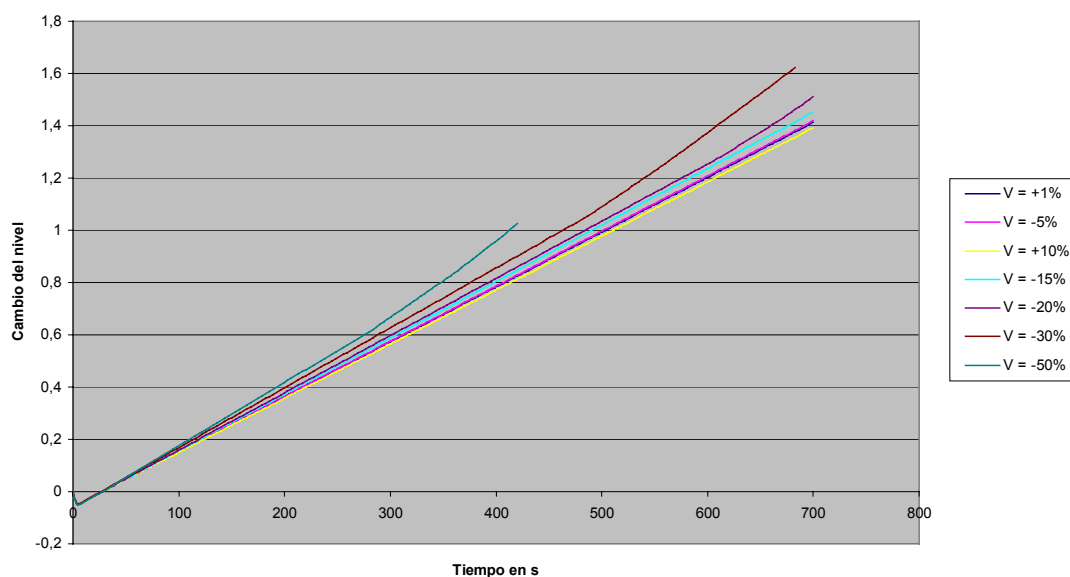


Figura N° 15. Comportamiento del nivel normalizado para distintas aperturas de válvula

En la figura N°15. Se muestran las curvas de desempeño normalizadas del nivel para distintas aperturas de la válvula de flujo de agua de alimentación realizados para el estudio de su linealidad. Como puede apreciarse las curvas no guardan gran diferencia entre sí, excepto para los cambios iguales o superiores a -30% de apertura de la válvula en donde la desviación comienza a ser apreciable respecto a las aperturas menores. Esto se debe a que el domo no posee una sección transversal constante. Como una característica de la simulación suministrada, el incremento de F_{AA} no excede las 9.3 Ton/h (apertura de la válvula $+10\%$).

El estudio de linealidad muestra resultados similares para el flujo de gas, con la primera desviación no aceptable se produce para el cambio de $\pm 30\%$ de apertura de la válvula y la variable controlada afectada por la no linealidad es el nivel, por la razón antes expuesta. Para esta variable al igual que F_{AA} se asumió que el cambio máximo aceptable es 20% de apertura de la válvula. La variable F_{AT} no parece afectar mucho al nivel (sólo apreciable para la apertura o cierre total de la válvula), por ello su comportamiento fue lineal para todo el rango de estudio, sin embargo, el valor máximo alcanzado no es operativo ya que este cambio en la temperatura (-125°F) en el vapor sobrecalentado podría resultar peligroso, por lo cual se asume un rango simétrico menor. Los resultados del estudio de linealidad se resumen en la tabla 5.

Tabla 5. Rangos operativos de las variables manipuladas.

Variable	Set point	Máximo	Mínimo
F_{AA}	84.15 ton/h	93.45 ton/h	64.14 ton/h
F_G	50% (4.78 ton/h)	70% (6.692 ton/h)	30% (2.868 ton/h)
F_{AT}	6.05 ton/h	11.05 ton/h	1.05 ton/h
F_{PC}	6.32 ton/h	9.52 ton/h	3.12 ton/h

El ajuste de los datos obtenidos en la simulación a modelos de primer y segundo orden con o sin tiempo muerto fue muy bueno, se obtuvieron índices de correlación cercanos a la unidad y errores menores al 10 %. Todos los índices de correlación (r^2) y errores (E) para todas las variables se muestran en la tabla N°6. Los resultados detallados de los ajustes se muestran en el anexo B.

Tabla 6. Índices y errores de los ajustes de los datos a los modelos.

Variable de entrada		Variable controlada							
		L		P_{VS}		T_{VS}		F_{PC}	
		1° orden	2° orden	1° orden	2° orden	1° orden	2° orden	1° orden	2° orden
F_{AA}	r^2	0.9993	0.9982	0.9973	0.9904	0.9962	0.9943	0.9967	0.9958
	E	0.1%	0.8%	1.5%	2.4%	1.2%	1.5%	1.6%	1.8%
F_G	r^2	0.9938	0.9924	0.9991	1	0.9994	0.9993	0.9991	0.9999
	E	0.1%	1.3%	1.0%	0.1%	0.8%	1.0%	1.0%	0.5%
F_{AT}	r^2	0	0	0.9553	0.9577	0.9983	0.5436	0.9552	0.9568
	E	0	0	6.4%	6.2%	0.8%	3.8%	6.4%	6.3%
F_{PC}	r^2	0.9999	0.9965	0.9998	0.9991	0.9551	0.9547	1	1
	E	0.1%	2.1%	0.6%	1.2%	5.0%	4.7%	0%	0%
F_{VS}	r^2	0.9909	0.9897	0.9999	0.9975	0.9996	0.9990	0.9999	0.9975
	E	0.1%	1.4%	0.3%	1.0%	0.4%	0.9%	0.3%	1.0%

Seguidamente se muestran las gráficas de las respuestas de las variables: P_{VS} para cambios en F_G y F_{AT} y T_{VS} y L para cambios en F_{AT} y F_{AA} respectivamente, cada una con los modelos de ajuste y una breve explicación de lo que ocurre en cada caso.

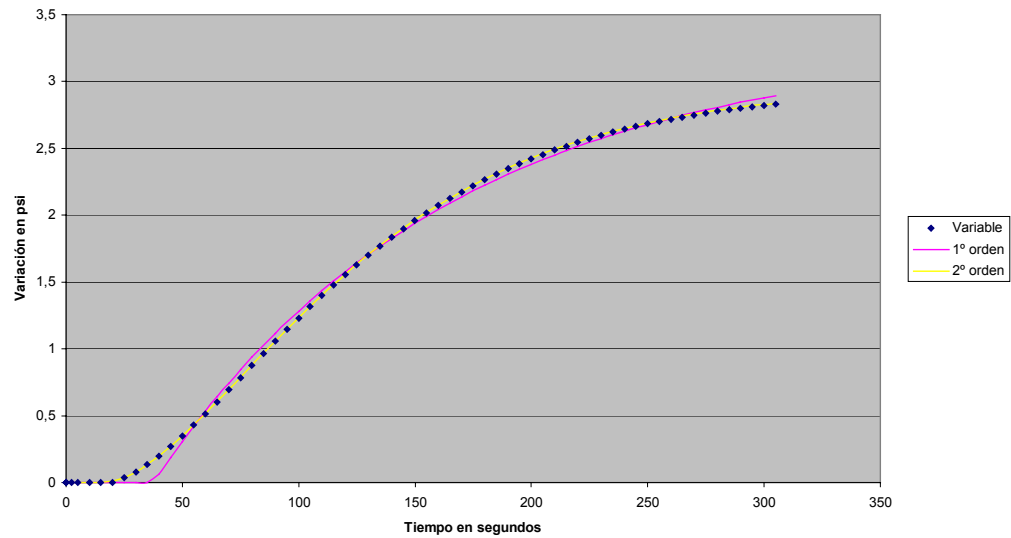


Figura N°16. Respuesta a lazo abierto de P_{VS} ante un cambio en F_G .

En la figura N°16 se puede apreciar como el comportamiento de la presión de vapor sobrecalentado (P_{VS}) frente a un cambio en el flujo de combustible, se ajusta perfectamente a un segundo orden con tiempo muerto, pero el modelo de primer orden con tiempo muerto muestra también un buen ajuste, presentando cierto grado de desviación cerca del estado estacionario, sin embargo este error puede ser asumido en el estudio y trabajar con el modelo de primer orden.

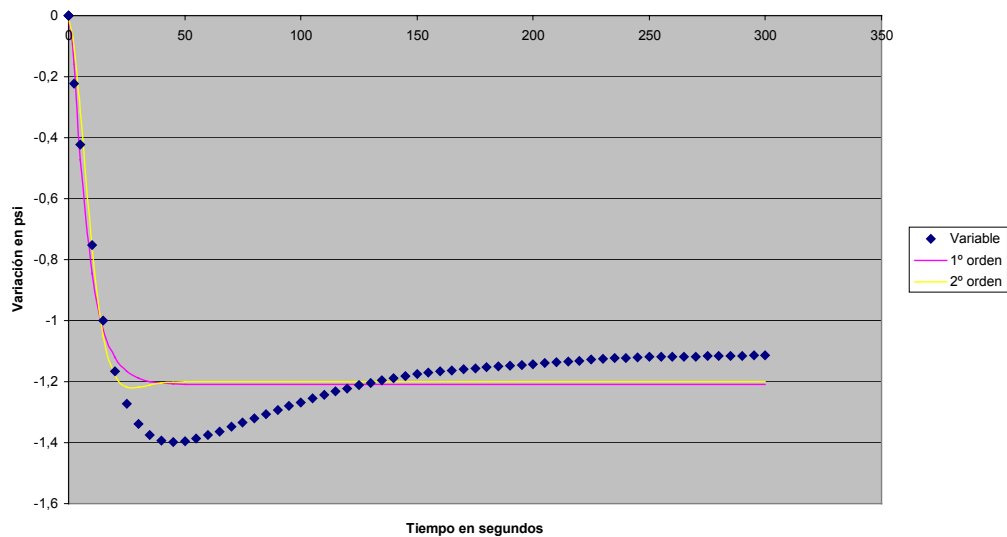


Figura N°17. Respuesta a lazo abierto de P_{VS} ante un cambio en F_{AT} .

El comportamiento de la presión del vapor sobrecalentado cuando hay un incremento en el flujo de agua de atemperación no presenta tan buen ajuste a los modelos de primer y segundo orden como las otras variables, dando como resultado un error de 6,4% y 6,2% respectivamente cerca del estado estacionario. Este comportamiento de P_{VS} , se debe a que al entrar mayor cantidad de agua de atemperación el vapor se enfría y cae la presión rápidamente alterando el equilibrio termodinámico en el domo, evaporando mayor cantidad de agua aumentando la presión hasta alcanzar un nuevo equilibrio. Por lo cual, podría ser un mejor modelo de ajuste la suma de dos primeros órdenes con distintas direcciones (ver el anexo B). Sin embargo, el error promedio es menor al 10% por lo que puede ser usado en este trabajo.

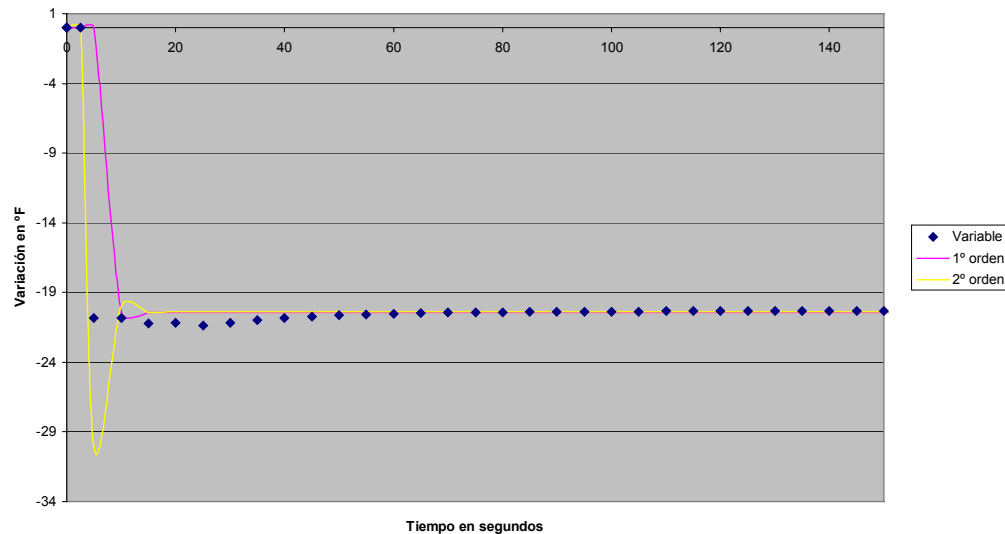


Figura N°18. Respuesta a lazo abierto de T_{VS} ante un cambio en F_{AT} .

Como puede apreciarse en la figura N°18. La temperatura del vapor sobrecalentado (T_{VS}) responde rápidamente a un cambio en el agua de atemperación, tanto que podría ser considerado como un escalón en vez de un primer o segundo orden. El modelo de primer orden con tiempo muerto presenta el mejor ajuste, a pesar de omitir un punto de muestreo lo cual lo hace más lento que el proceso real, pero al considerar la magnitud de las demás constantes de tiempo presentes en el proceso esta diferencia puede ser considerada insignificante.

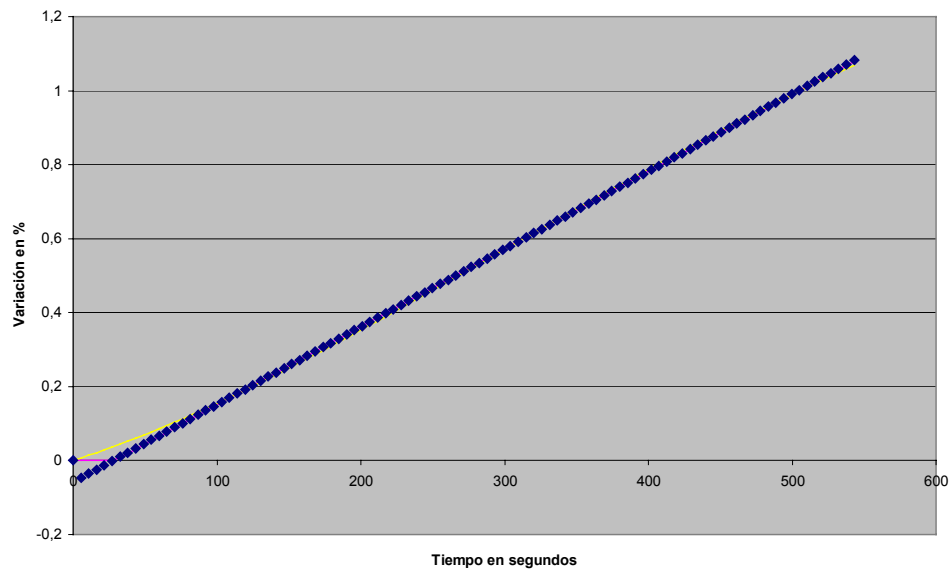


Figura N°19. Respuesta a lazo abierto de L para un cambio en F_{AA} .

A pesar que el nivel de líquido en el domo muestra un buen ajuste para los modelos de primer y segundo orden, los parámetros dinámicos y estáticos de estos no son aceptables en la realidad. Esto se debe a dos características que posee esta variable: la respuesta inversa y un comportamiento integrante. El primero es un comportamiento usual en la caldera y está ampliamente documentado. El segundo no era de esperarse del todo a lazo abierto y tiene como causal el hecho de tratarse de una caldera de vapor a alta presión, ya que al incrementarse el flujo de agua de alimentación se disminuye la producción de vapor y el flujo de purga continua, lo cual hace que el nivel aumente de forma permanente ya que es mayor lo que entra que lo que sale.

El modelado del nivel puede ser realizado de las siguientes formas: usando un modelo integrante con un tiempo muerto correspondiente al efecto de la respuesta inversa o mediante la suma algebraica de un modelo de primer orden y el modelo integrante, siendo seleccionado este último. El índice r^2 obtenido por este modelo es del orden de 1 y tiene un error absoluto promedio menor a 0,1% del nivel, como puede ser apreciado en la tabla 7 y en la gráfica N°6. Las constantes de tiempo allí mostradas son en segundos ya que la simulación utilizada para la obtención de los datos usaba esta unidad de tiempo.

Tabla 7. Modelos del Nivel.

Variable de entrada	Modelo dinámico
F_{AA}	$\frac{-0.047}{1.2S+1} + \frac{0.0021e^{-4.8S}}{S} \quad R^2=1 \quad E<0.1\%$
F_G	$\frac{0.035}{19S+1} - \frac{0.0011e^{-95S}}{S} \quad R^2=1 \quad E<0.1\%$
F_{PC}	$\frac{-0.0017}{S} \quad R^2=1 \quad E<0.1\%$
F_{VS}	$\frac{0.037e^{-1S}}{13.8S+1} - \frac{0.001e^{-76S}}{S} \quad R^2=1 \quad E=0.1$

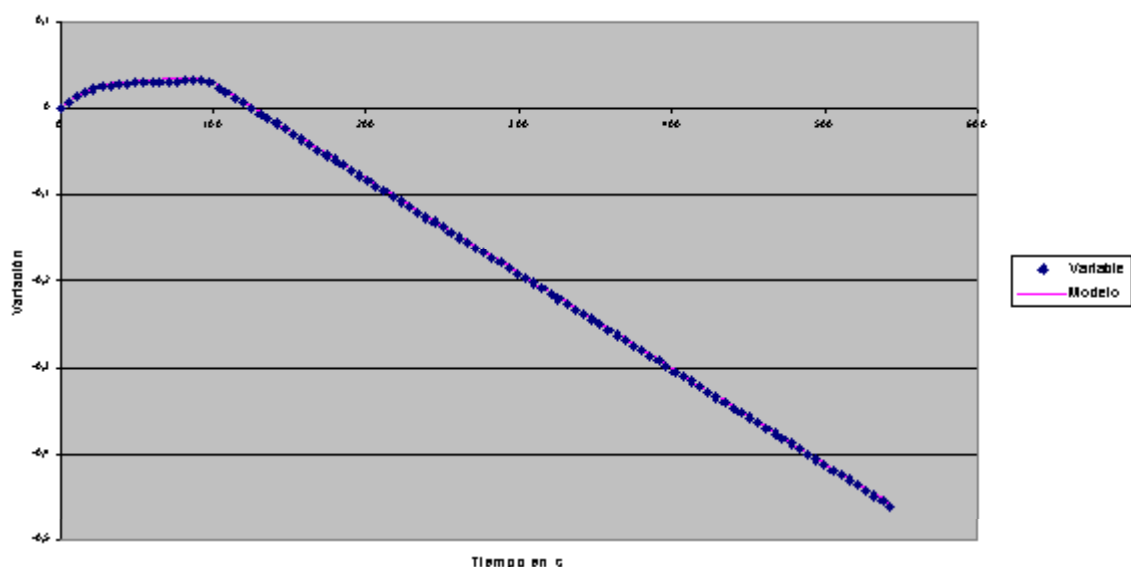


Figura N°20. Respuesta a lazo abierto del Nivel para un cambio en F_G .

En la Figura N°20 se puede apreciar que el mayor error del modelo se produce durante el tiempo del efecto de la respuesta inversa, y cuando se produce el efecto integrante el ajuste es casi perfecto con un error constante menor al 0.1 %. Algo similar ocurrió con los demás modelos.

Los modelos dinámicos que son empleados para la simulación a lazo cerrado son los de primer orden con la excepción del nivel y se muestran a continuación usando la

estructura matricial. Todos los efectos allí mostrados se corresponden con la teoría con la excepción ya comentada y presentan un muy buen ajuste del proceso.

$$\begin{bmatrix} L \\ T_{VS} \\ P_{VS} \\ F_{PC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-0.047}{1.2S+1} + \frac{0.0021e^{-4.8S}}{S} & 0 & \frac{0.035}{19S+1} - \frac{0.0011e^{-95S}}{S} & \frac{-0.0017}{S} \\ \frac{-2.40e^{-6.2S}}{8.11S+1} & \frac{-20.41e^{-5S}}{0.14S+1} & \frac{2.26e^{-8.13S}}{93.03S+1} & \frac{0.38e^{-72S}}{60S+1} \\ -0.90 & \frac{-1.21e^{-1.47S}}{7.08S+1} & \frac{3.29e^{-37.55S}}{126.26S+1} & \frac{0.19e^{-89.7S}}{62.74S+1} \\ \frac{11.02S+1}{-0.005} & \frac{-0.007e^{-1.5S}}{8.5S+1} & \frac{0.018e^{-37.5S}}{125.61S+1} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} F_{AA} \\ F_{AT} \\ F_G \\ F_{PC} \end{bmatrix} \\
 + \begin{bmatrix} \frac{0.037e^{-1S}}{13.8S+1} - \frac{0.001e^{-76S}}{S} \\ \frac{-3.45e^{-6.2S}}{13.99S+1} \\ \frac{-4.96e^{-0.7S}}{13.75S+1} \\ \frac{-0.027e^{-0.7S}}{13.83S+1} \end{bmatrix} \cdot [F_{VS}]$$

Como puede apreciarse en los modelos dinámicos mostrados, la influencia de la purga continua sobre las demás variables controladas (salvo el nivel) y la influencia de las variables manipuladas sobre ella, son relativamente pequeñas comparada con las otras influencias presentes por lo cual se puede considerar a esta variable como una perturbación del nivel reduciendo el sistema multivariable a un sistema de orden 3. Este nuevo sistema esta constituido por las variables controladas: L, P_{VS}, y T_{VS} con sus variables manipuladas asociadas y tiene como perturbaciones a las variables F_{VS} y F_{PC}. Además se considera que los cambios en F_{PC} son menores a la unidad.

Para la implementación de algunas de las técnicas de control SISO para calderas, fue necesario tener los modelos dinámicos de otras variables como el flujo de vapor sobrecalentado para el control de nivel de tres elementos. Esta variable fue ajustada únicamente a un modelo de primer orden más tiempo muerto, modelo dinámico que no resultó del todo idóneo, ya que no representa fielmente su comportamiento, debido a la presencia de picos elevados en la respuesta de la simulación en el instante inicial, pero se asumió que el modelo era funcional ya que estos picos podrían alterar el desempeño total del sistema. Los resultados pueden ser observados en la tabla 8.

Tabla 8. Modelos extras necesarios para el control de tres elementos.

Variable de entrada	Flujo de vapor sobrecalentado
F_{AA}	$\frac{-0.45}{9.94S + 1} R^2=0.9976$
F_G	$\frac{0.94e^{-38S}}{134.9S + 1} R^2=0.9988$
F_{AT}	$\frac{0.99}{0.14S + 1} R^2=0.5183$
F_{VS} (Consumo “C”)	$\frac{0.16e^{-0.7S}}{13.75S + 1} R^2=0.5831$

Debe señalarse que el modelo del flujo de vapor sobrecalentado (F_{VS}) presentado en esta tabla difiere al presentado como variable de entrada en las tablas anteriores ya que en ellas se consideró a éste proporcional y constante a una apertura en la válvula de descarga y en ésta como un flujo másico en el tiempo. Es por eso que la ganancia de uno con respecto a la otra tienen las siguientes dimensiones ton/h / % de apertura y es diferente a la unidad.

Para realizar el estudio de RGA se obtuvieron los modelos de primer orden más tiempo muerto (POMTM) que representarían al nivel mediante de una prueba de pulso rectangular, en que la respuesta inversa se asume como otro POMTM sumado al anterior. Los resultados son las dos variables que lo afectan en el sistema 3×3 y que son presentados en la tabla 9.

Tabla 9. Modelos estables para el nivel.

Cambio en F_{AA}	Cambio en F_G
$\frac{-0.047}{1.2S + 1} + \frac{0.325e^{-17S}}{85.6S + 1} R^2=0.9924 E=2.7\%$	$\frac{0.035}{19S + 1} - \frac{0.194e^{-103.8S}}{101.2S + 1} R^2=0.9959 E=2.2\%$

En la figura N°21 se muestra el ajuste obtenido para un cambio en el flujo de agua de alimentación. Este modelo presenta un mayor número de desviaciones que el modelo de primer orden más rampa.

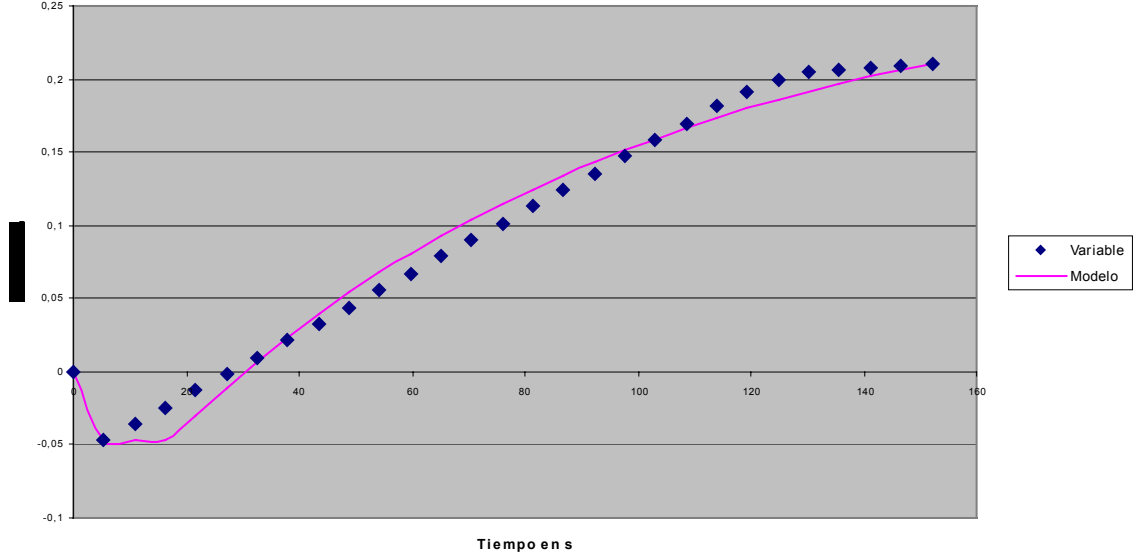


Figura N°21. Modelo estable del nivel dado por prueba de pulso.

Del estudio de ganancias relativas mostrado en la matriz de ganancias relativas (RGA) mostrado, se puede apreciar que los valores positivos y cercanos a la unidad se encuentran a lo largo de la diagonal principal. Por lo cual la suposición inicial respecto al apareamiento de las variables era el correcto.

$$RGA = \begin{bmatrix} L & P_{VS} & T_{VS} \\ 1.179 & -0.179 & 0 \\ -0.212 & 1.228 & -0.016 \\ 0.034 & -0.050 & 1.016 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{AA} \\ F_G \\ F_{AT} \end{bmatrix}$$

Los resultados de los estudios por Nierderlinski e índices de interacción muestran que el sistema a lazo cerrado y los lazos de control propuesto, pueden ser estables ya que estos valores son positivos y menores a la unidad (0.81 para Nierdelinski y 0.152, 0.186 y 0.016 para los índices de interacción de los lazo de control respectivamente). También se puede apreciar en la RGA que la interacción más fuerte se produce entre la presión del vapor sobrecalentado y el nivel del líquido en el domo. Además, se observa que la interacción L- P_{VS} y P_{VS} - T_{VS} es negativa lo cual hace que las acciones de control sobre el nivel y la temperatura tengan una influencia negativa sobre el control de la presión.

5.3 Validación del programa de simulación de SMPC

A continuación se discuten los resultados obtenidos por el programa realizado para este proyecto. Esto se realizará mediante la comparación de los resultados obtenidos a través del programa con un ejemplo mostrado por Deshpande (1989), esto con el fin de validar los resultados. El estudio tuvo que realizarse de forma cualitativa debido a que el autor no presentó de forma explícita el tiempo de muestreo, ni el algoritmo utilizado para la optimización de los parámetros de ajuste. Como consecuencia de esto se obtuvo cierta diferencia entre los parámetros α calculados y los referenciales así como los valores de IAE obtenidos. Las funciones de transferencia del modelo son:

$$\begin{bmatrix} X_D \\ X_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{12.8e^{-s}}{16.7S+1} & \frac{-18.9e^{-3s}}{21S+1} \\ \frac{6.6e^{-7s}}{10.9S+1} & \frac{-19.4e^{-3s}}{14.4S+1} \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} R \\ V \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{3.8e^{-8.1s}}{14.9S+1} \\ \frac{4.9e^{-3.4s}}{13.2S+1} \end{bmatrix} \bullet F$$

La tabla 10 los valores de los parámetros de ajuste (α_{ij}) y los índices de desempeño (IAE) obtenidos por el programa de simulación de SMPC y los valores reportados por la bibliografía para este modelo. Como podrá apreciarse para cada prueba de desempeño, todos los valores se encuentran en el mismo orden de magnitud.

Tabla 10. Comparación de los parámetros de ajuste y de desempeño para la simulación a lazo cerrado del modelo.

Prueba	Parámetros de ajuste		Indices de desempeño	
	Programa	Referencia	Programa	Referencia
$X_D = +1\%$ (set point)	$\begin{bmatrix} 0.5062 & -0.2647 \\ 0.0191 & -0.2095 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5004 & -0.2907 \\ 0.0509 & -0.2300 \end{bmatrix}$	6.840	7.406
$X_R = +1\%$ (set point)	$\begin{bmatrix} 0.5538 & -0.2662 \\ 0.1761 & -0.2390 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.5418 & -0.2463 \\ 0.1717 & -0.2298 \end{bmatrix}$	7.482	8.109
$F = 0.34$ lb/min (carga)	$\begin{bmatrix} 1.1014 & -0.0225 \\ -0.1503 & -0.2622 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.0580 & -0.0822 \\ -0.1564 & -0.2640 \end{bmatrix}$	6.521	7.170

En las Figuras N°22 y 26, se muestran las respuestas a lazo cerrado para las concentraciones del destilado(X_D) y del residuo (X_R) respectivamente para cambios de los set point y de la perturbación. Comparando estas curvas con las curvas de desempeño

mostrados en las figuras N°23, 24, 25, 27, 28 y 29, reportadas en Deshpande (1989) se puede apreciar gran similitud en los resultados para los cambios de set point, en cuanto al tiempo de respuesta y una pequeña diferencia en la magnitud de los sobrepicos. En cuanto al desempeño del control para la entrada de la perturbación se puede observar una pequeña diferencia en relación con el tiempo de respuesta y forma de la misma entre ambos resultados.

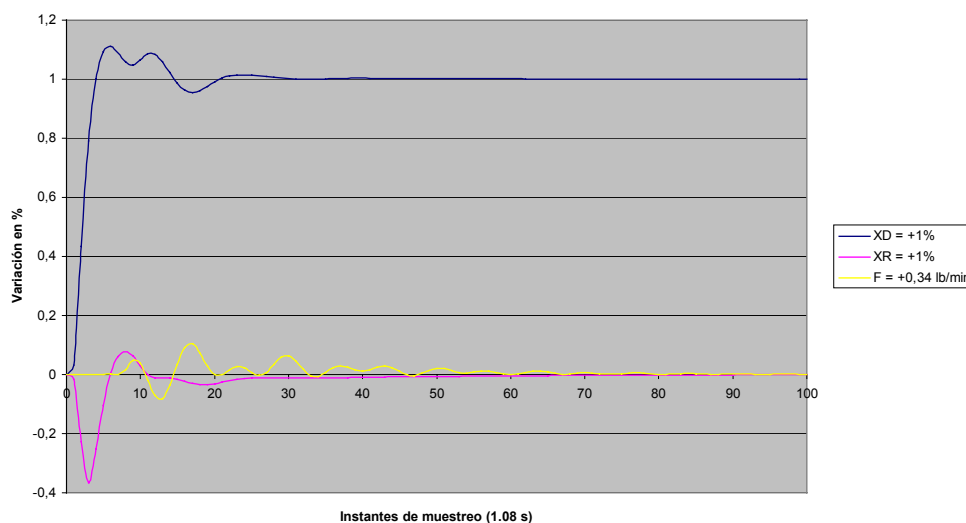


Figura N°22. Comportamiento del destilado ante los distintos tipo de entrada (programa).

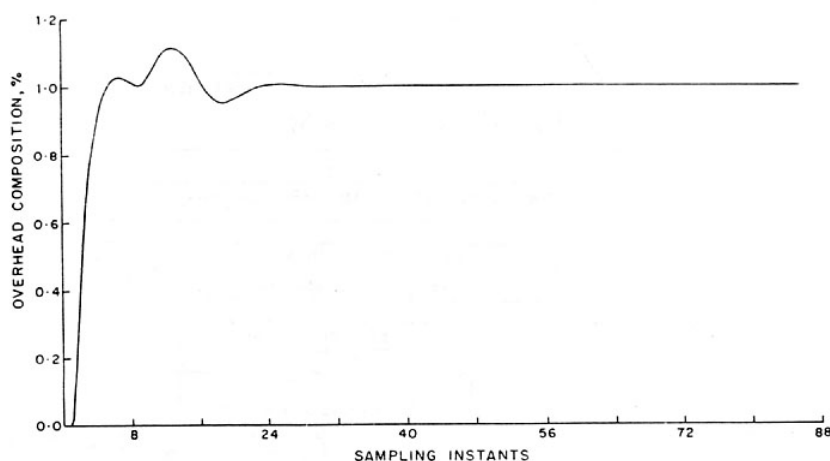
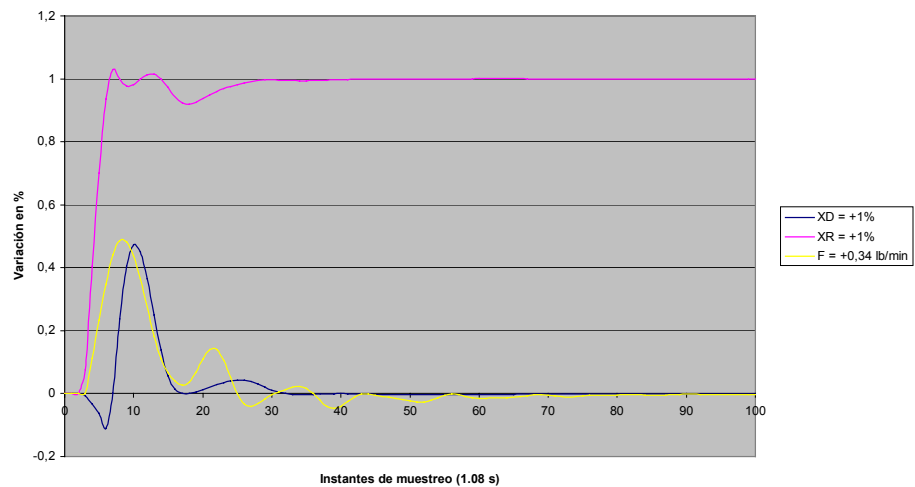
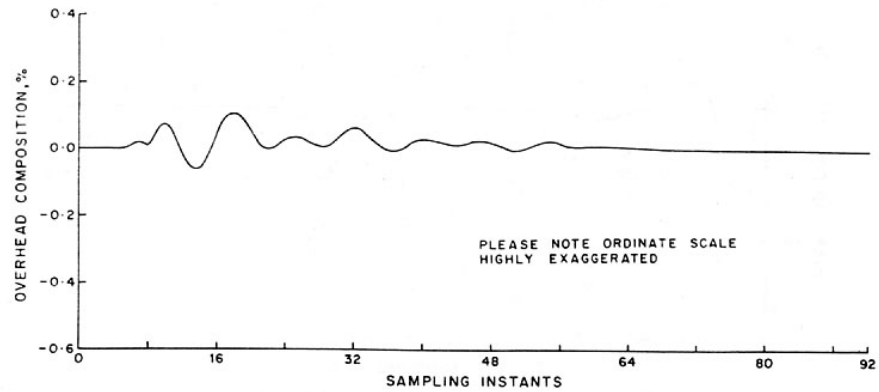
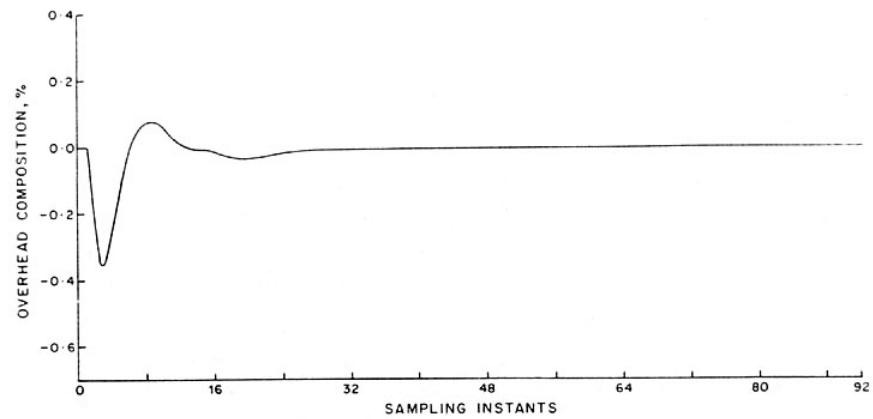


Figura N°23. Comportamiento del destilado (X_D) para su cambio de set point (Deshpande, 1989).



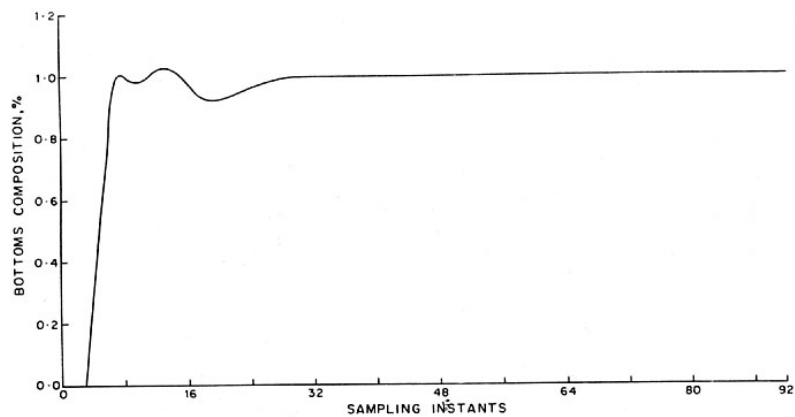


Figura N°27. Comportamiento del residuo (X_R) para su cambio de set point (Deshpande, 1989).

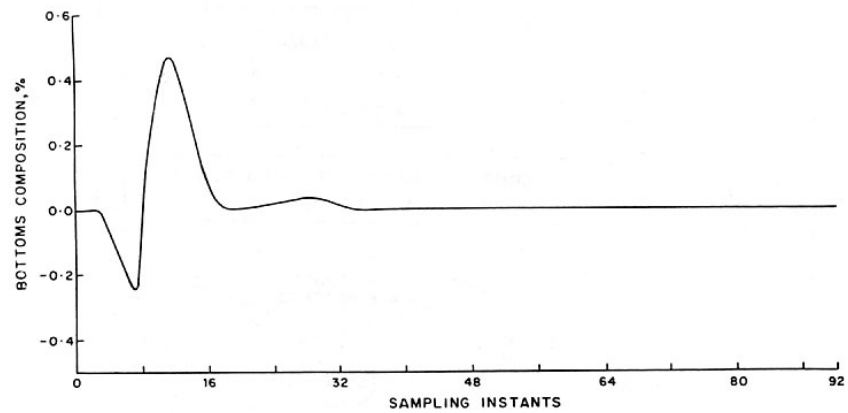


Figura N°28. Comportamiento del residuo (X_R) para un cambio de set point en la composición del destilado (Deshpande, 1989).

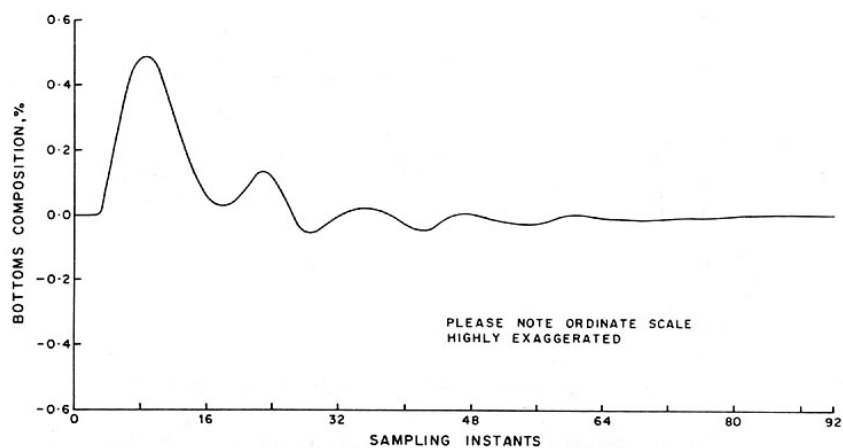


Figura N°29. Comportamiento del residuo (X_R) para un cambio en el flujo de alimentación, reportado en la bibliografía.

5.4 Simulación a lazo cerrado con SMPC

Desempeño del programa ante un proceso integrante

En la figura N°30, se puede apreciar el comportamiento del nivel para un cambio en su punto de ajuste en +1% para los modelos integrantes y estable. Como puede verse el modelo estable tuvo un tiempo de elevación menor que el otro modelo, pero presentó un sobrepico mayor y un offset equivalente a un -6% del cambio deseado con $\alpha = 8.31$. Buscando reducir el offset se incrementó α hasta 12.5 (para hacer el modelo de control más susceptible al error) con lo cual se redujo dicho error a la mitad, pero en contra de esto la respuesta se volvió más oscilante. Por el contrario el modelo integrante presentó un comportamiento mucho más estable y el offset presentado fue de +0.2% en el estado estacionario.

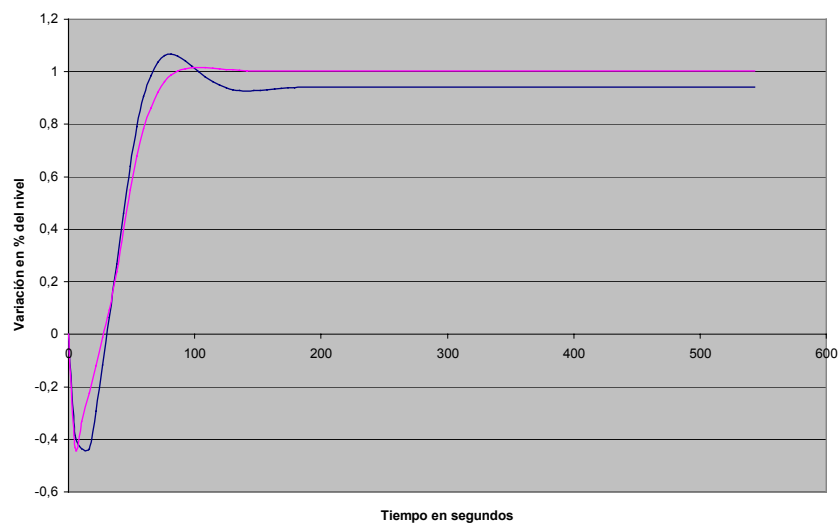


Figura N°30. Comportamiento a lazo cerrado de los modelos estable e integrante.

La figura N°31 muestra el comportamiento de la variable manipulada; los dos modelos tuvieron un comportamiento diferente. El modelo integrante presentó un comportamiento de pulso, estabilizándose en su valor inicial. En cambio el modelo de primer orden de pulso se estabilizó en un valor de +3,4 unidades de flujo. El comportamiento del flujo de agua de alimentación dado por la entrada de pulso no es aceptable ya que en la realidad esto significaría el desbordamiento del líquido en el equipo. Pero como se pudo ver el algoritmo de control tuvo un buen comportamiento para el

modelo integrante, por lo cual se puede concluir que puede ser utilizado en la simulación a lazo cerrado, teniendo cuidado de que el tiempo de simulación corresponda con el horizonte de predicción ya que un error se presenta si este es sobrepasado. Este error se debe a que al sobrepasar el horizonte de predicción las acciones tomadas por el control en los primeros instantes se eliminan.

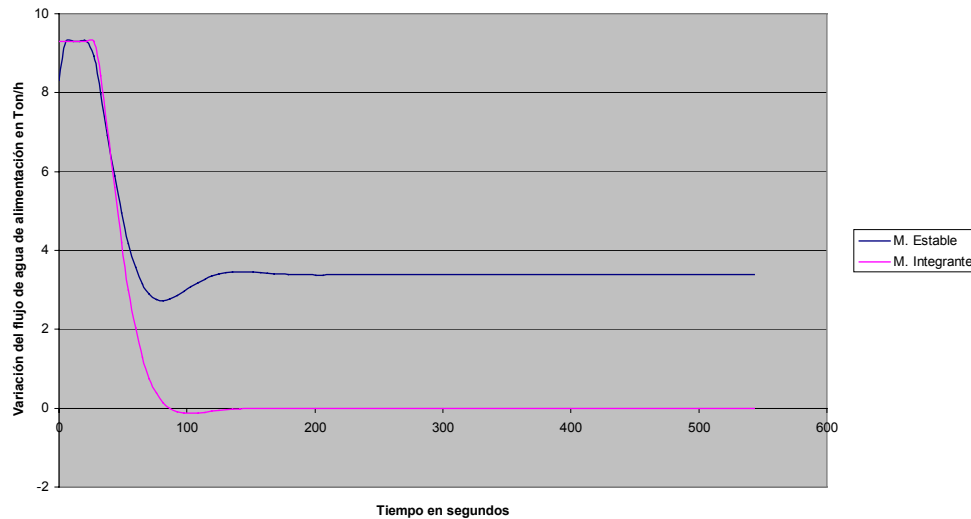


Figura N°31. Comportamiento de la variable manipulada para ambos modelos.

Como consecuencia de ser un proceso integrante no se posee una ganancia en estado estacionario, pero el algoritmo de control necesita de ésta. Para solucionar este problema se planteo usar la ganancia obtenida para el POMTM de las tablas 6 y 7. Pero antes de realizar la simulación del sistema se estudio la influencia de la ganancia sobre el sistema usado anteriormente y cuyos resultados se muestran en la figura N°32.

Como puede apreciarse en la figura N°32 la cuando la ganancia es 0.1, el proceso no es estable, lo cual ocurre para todo valor de la ganancia del proceso menor a un sexto ($K_P < 1/6$). Cuando la ganancia es mayor a $1/6$ ($K_P > 1/6$), como en el caso de $K_P = 1$ o $K_P = 2$ el comportamiento de la variable controlada es estable, pero presenta un offset de su nuevo punto de ajuste, el cual disminuye a medida que la ganancia crece. Al usar las ganancias de 10, 45.55 (ganancia del modelo de primer orden) y 1000 se puede apreciar como el offset desaparece y que el comportamiento bajo estas tres condiciones es prácticamente igual y la variación de los valores de los parámetros de ajuste α es muy pequeña (9.5, 9.3, 9.3

respectivamente). Esto quiere decir que las ganancias de POMTM mostradas en las tablas A y B (Anexo A) pueden ser utilizadas para la simulación a lazo cerrado.

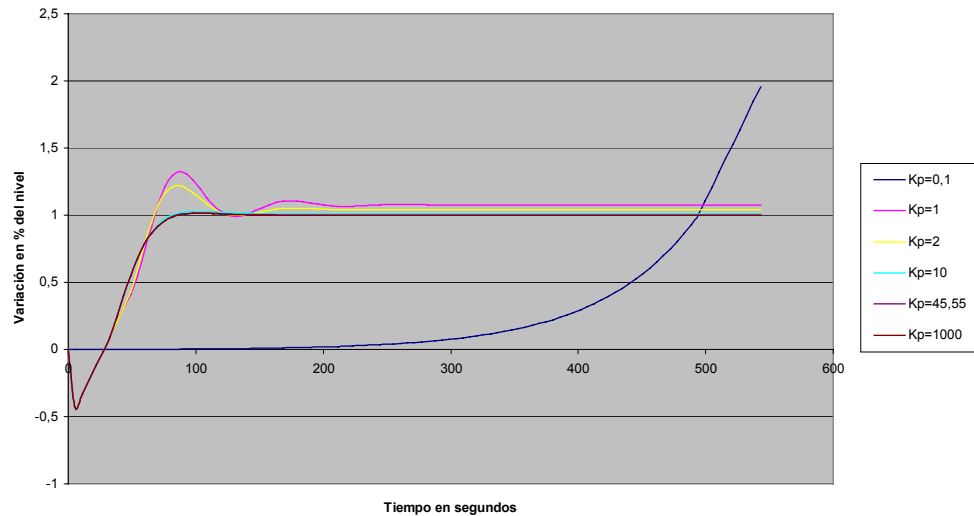


Figura N°32. Influencia de la ganancia del proceso sobre el algoritmo de control.

Estos resultados se corresponden con lo expuesto por Deshpande (1989) en cuanto al funcionamiento del algoritmo ante un proceso integrante y con respuesta inversa. De esta figura N°32 también se puede deducir que el offset es función del parámetro que ajusta la influencia del modelo en el algoritmo de control, que para un sistema SISO es la inversa de la ganancia. Sin embargo, esto debe ser estudiado a fondo para su comprobación. La determinación del offset se plantea en el Anexo C.

• Simulación de los modelos de control con SMPC

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de las simulaciones de los tres modelos de control basados en el algoritmo SMPC propuestos. Las siguientes gráficas muestran el comportamiento dinámico de cada una de las variables controladas ante cada tipo de entrada (cambio de set point o perturbación) para cada uno de los modelos de control propuestos. Los cambios de las variables que se muestran en los gráficos son presentados en variables de desviación, es por eso que en la siguiente tabla se muestran los valores iniciales de las variables estudiadas con sus respectivas dimensiones.

Tabla 11. Valores iniciales de las variables de estudio.

Variable	Valor	Variable	Valor
L	50 %	P _{VS}	525.6 psi
T _{VS}	797 °F	Consumo (Valv.)	50 %

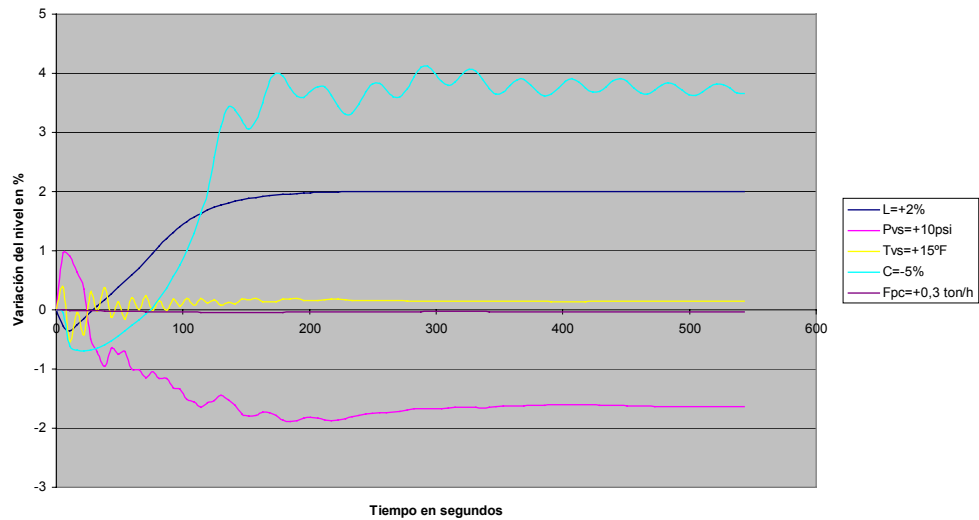


Figura N°33. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3.

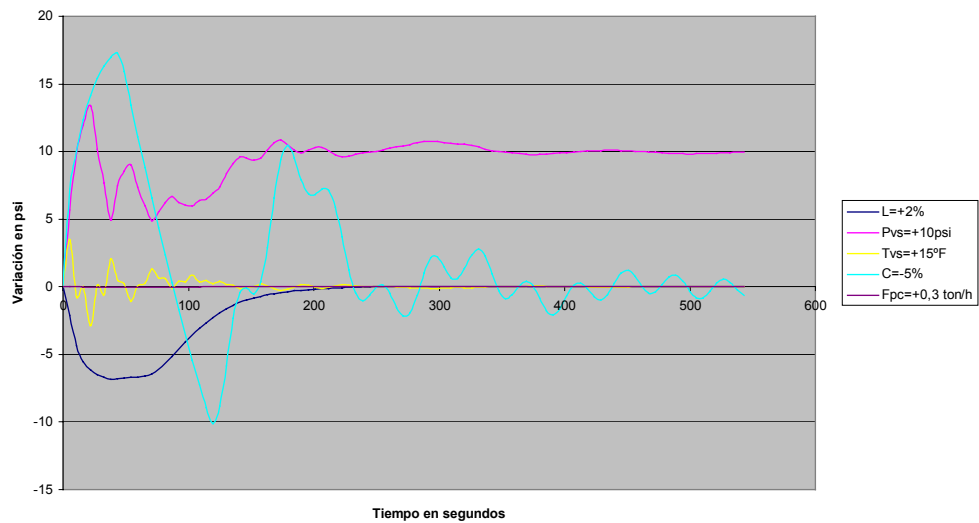


Figura N°34. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3.

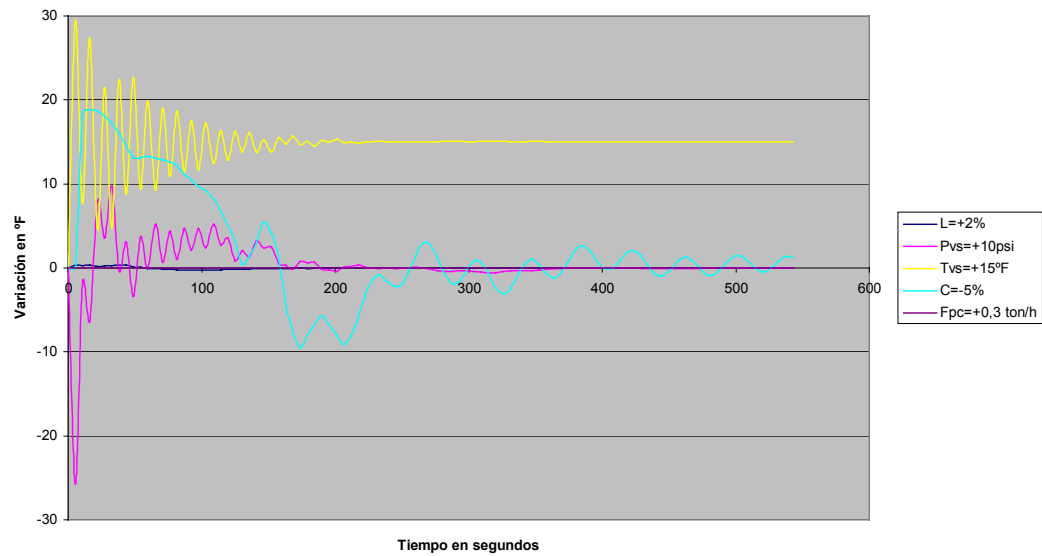


Figura N°35. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 3×3.

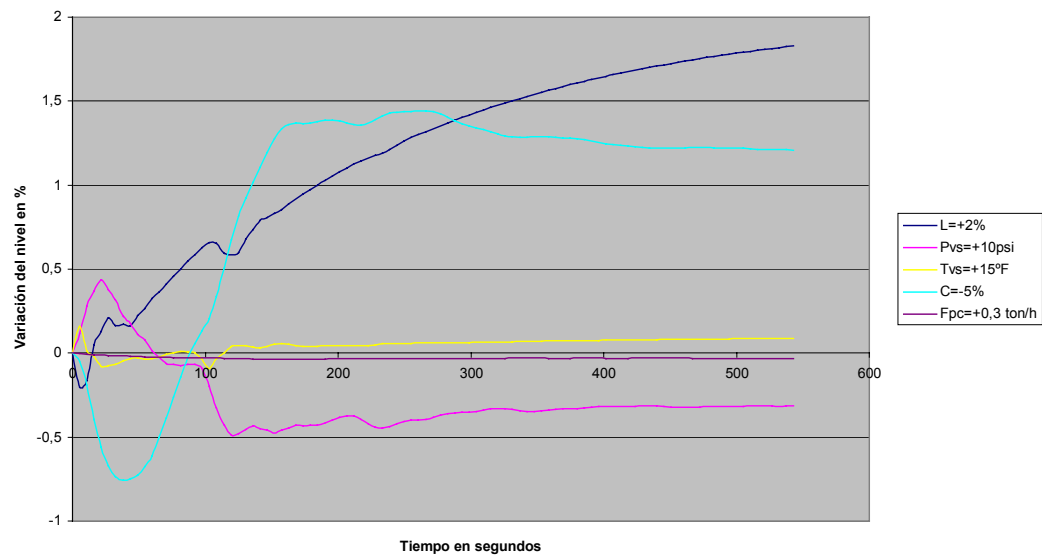


Figura N°36. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 1×(2×2).

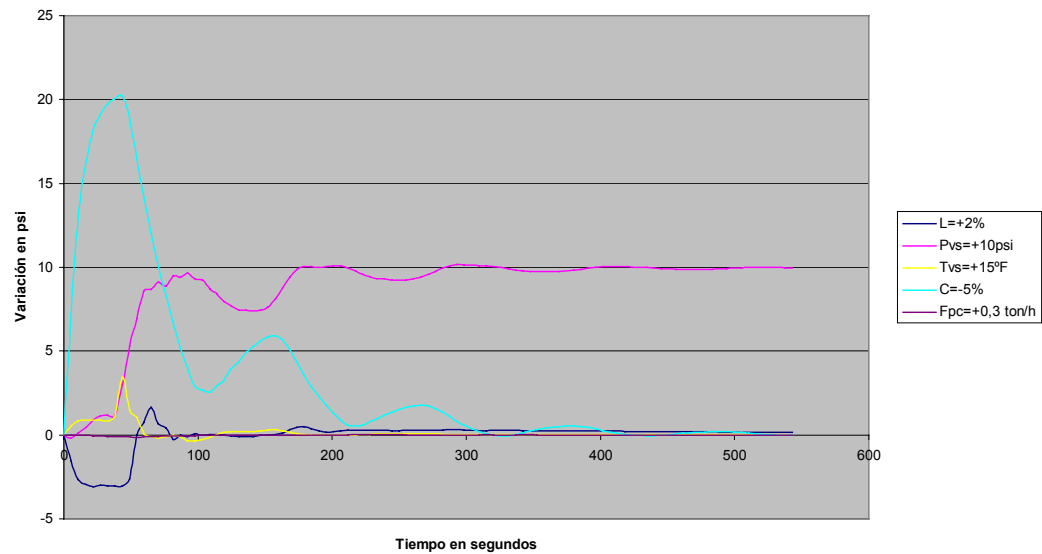


Figura N°37. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times (2 \times 2)$.

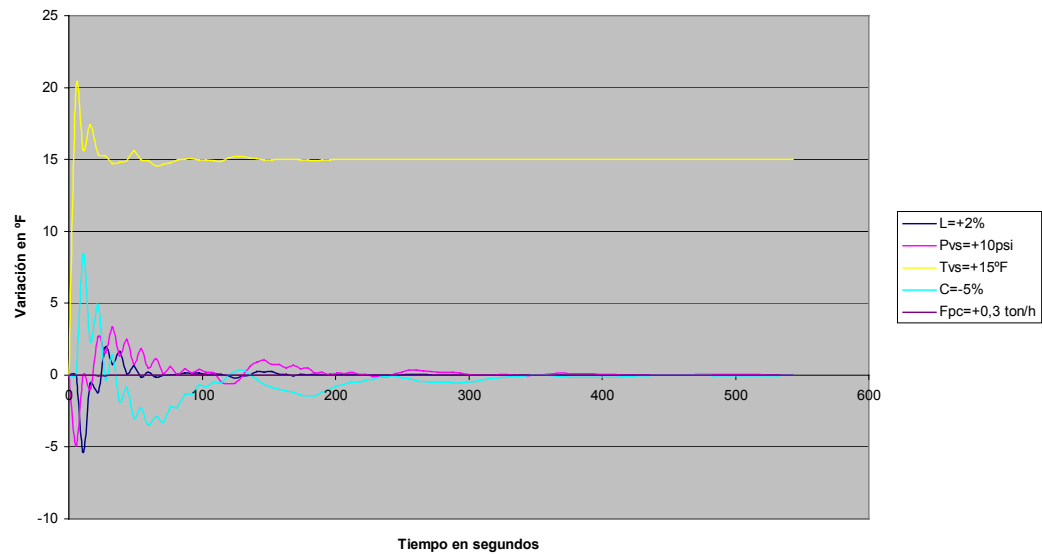


figura N°38. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times (2 \times 2)$.

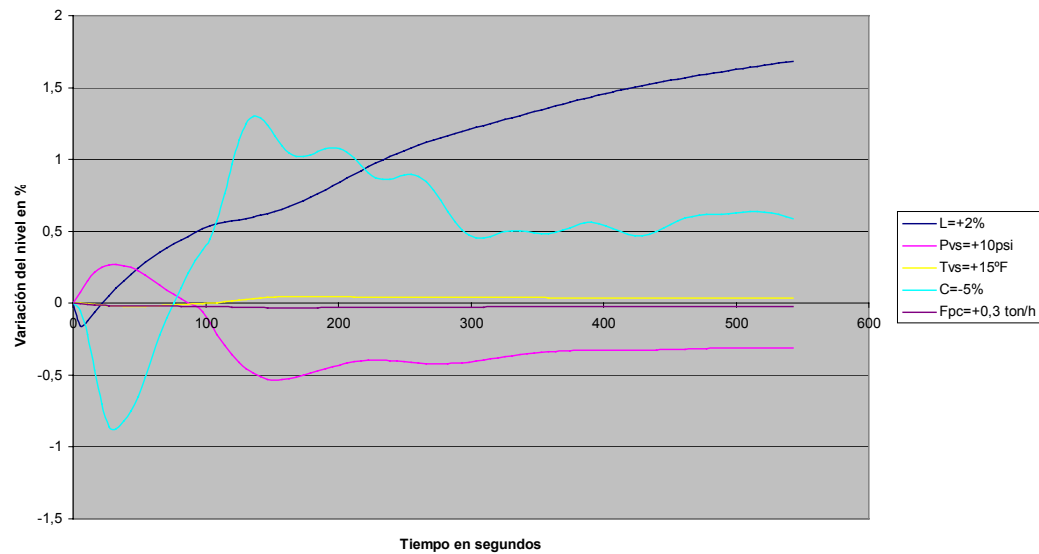


Figura N°39. Comportamiento dinámico del nivel ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 1×1 .

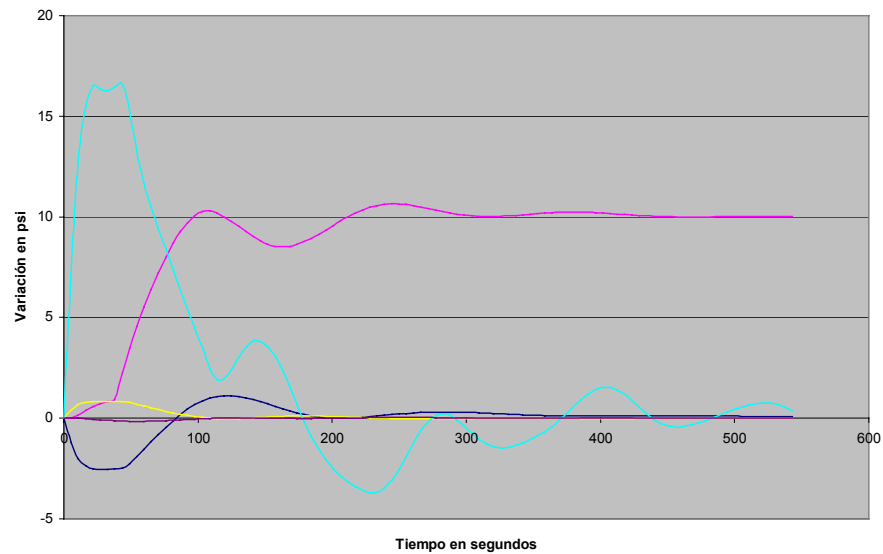


Figura N°40. Comportamiento dinámico de la presión del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control 1×1 .

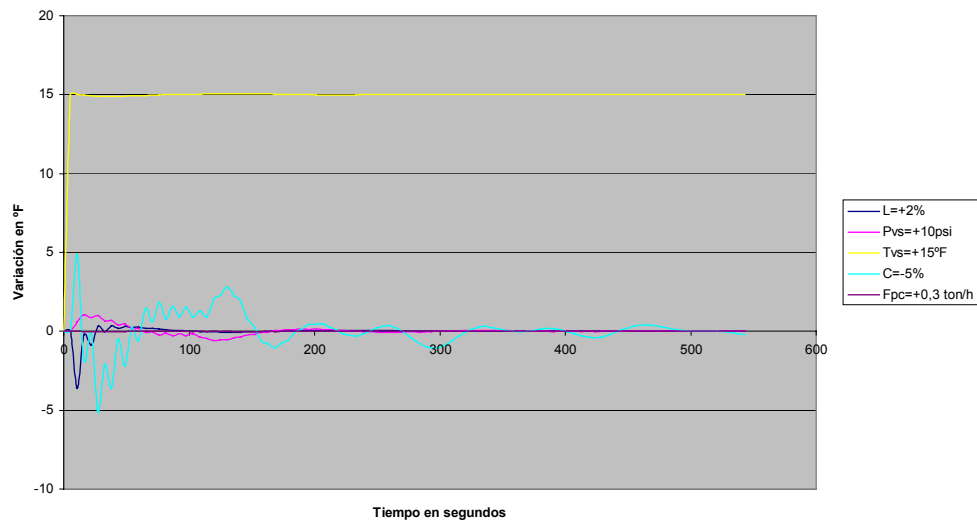


Figura N°41. Comportamiento dinámico de la temperatura del vapor sobrecalentado ante los distintos cambios de set point y entrada de perturbaciones para el modelo de control $1 \times 1 \times 1$.

En las siguientes tablas se resume el comportamiento dinámico de las variables controladas mostrado en las gráficas anteriores. Estas tablas muestran el índice de desempeño, desviaciones máximas y sobrepicos, errores de offset y tiempos de respuesta para cada variable controlada y para cada modelo de control.

Tabla 12. Índice de error absoluto

Tipo de Entrada	Modelo de control		
	$1 \times 1 \times 1$	$1 \times (2 \times 2)$	3×3
Nivel (set point)	158,8	144,3	166,8
P_{VS} (set point)	184,4	198,6	381,1
T_{VS} (set point)	32,2	51,1	191,6
C (carga)	454,5	513,3	1107,1
F_{PC} (carga)	5,6	5,3	5,1
Total	835,5	912,6	1851,7

La tabla 12 muestra el índice de desempeño que es la sumatoria de los errores absolutos en todo el lapso de estudio (543 seg). Como puede apreciarse el modelo de control de lazos SISO ($1 \times 1 \times 1$) con el algoritmo SMPC, presenta el menor índice de error total y el modelo de orden 3 (3×3) el mayor. El modelo $1 \times 1 \times 1$ presenta el menor error para los cambios en las tres variables de estudio más importantes (P_{VS} , T_{VS} y consumo). El modelo con el nivel fuera del sistema multivariable ($1 \times (2 \times 2)$) de control presentó el menor

error para el control del nivel, pero se debe señalarse que tanto este modelo como el 1×1×1 no habían alcanzado su nuevo set point dentro de los 543 segundos de estudio.

En la tabla 13 se muestran las máximas desviaciones de cada variable controlada para los distintos tipo de entrada. Los valores allí mostrados están en términos absolutos, es decir, en las mismas unidades de las CV e indican el sentido del cambio (signo); en el caso de la CV respecto a un cambio en su set point el valor presentado corresponde al sobrepico. Los efectos de F_{PC} se omiten ya que son despreciables ante los otros valores allí mostrados.

Tabla 13. Desviaciones máximas y sobrepicos de las CV para las distintas entradas

Tipo de Entrada	Sistema de control								
	Modelo 1×1×1			Modelo 1× (2×2)			Modelo 3×3		
	L	P _{VS}	T _{VS}	L	P _{VS}	T _{VS}	L	P _{VS}	T _{VS}
Nivel (set point)	0,00	-2,54	-3,60	0,00	-3,14	5,38	0,00	-6,80	0,20
P _{VS} (set point)	-0,53	0,30	1,60	-0,50	0,00	4,92	-1,88	3,40	-25,80
T _{VS} (set point)	0,05	0,84	0,04	0,16	3,45	4,95	-0,53	3,50	14,38
C (carga)	1,30	16,90	-5,10	1,44	20,20	8,44	4,12	17,30	18,80

En la tabla 14 se presentan los offset presentes en el nivel para los distintos tipo de entradas. Se omite este valor para el cambio de set point en el nivel ya que para los modelos de control 1×1×1 y 1×(2×2) en el tiempo de estudio esta variable no ha alcanzado el estado estacionario.

Tabla 14. Errores en el estado estacionario para el nivel.

Tipo de Entrada	Modelo de control		
	1×1×1	1× (2×2)	3×3
P _{VS} (set point)	-0,31	-0,32	-1,6
T _{VS} (set point)	0,04	0,09	0,15
C (carga)	0,59	1,21	3,65
F _{PC} (carga)	-0,03	-0,03	-0,03

Este error es consecuencia directa del modelo no estable utilizado y de las ganancias halladas para modelos de primer orden del nivel para implementar el algoritmo de control SMPC, ya que para el offset tienda a cero en el caso del control SISO del nivel debe cumplirse (como se determinó en el Anexo C) que:

$$\frac{1}{K_p} \sum_{i=1}^p h_i = 1 \text{ o } m_n = 0$$

En la tabla 15 se puede apreciar que mayoría de los menores tiempos de respuesta lo presenta el modelo $1 \times 1 \times 1$ (especialmente para el cambio de set point de la temperatura del vapor sobrecalentado). En el tiempo de estudio el nivel no había llegado a su valor deseado pero había logrado un nuevo estado estacionario.

Tabla 15. Tiempos de respuesta a lazo cerrado de las variables controladas en segundos.

Tipo de Entrada	Sistema de control								
	Modelo $1 \times 1 \times 1$			Modelo $1 \times (2 \times 2)$			Modelo 3×3		
	L	P _{VS}	T _{VS}	L	P _{VS}	T _{VS}	L	P _{VS}	T _{VS}
Nivel (set point)	>543	190	86	>543	201	60	217	217	21
P _{VS} (set point)	350	211	168	370	217	185	330	250	174
T _{VS} (set point)	170	103	5.43	400	119	54	190	141	157
C (carga)	300	434	356	400	314	320	280	478	515

La siguiente tabla 16 presenta los cambios de incremento y reducción máximos dentro de los cuales se puede mantener bajo control a el sistema. Como puede apreciarse el modelo $1 \times (2 \times 2)$, es el que presenta la mayor robustez, a pesar, de que el $1 \times 1 \times 1$ es muy similar. Por el contrario el modelo de orden 3, resultó ser el de menor rendimiento.

Tabla 16. Robustez de los sistemas de control basados en SMPC.

Tipo de Entrada	Sistema de control					
	Modelo $1 \times 1 \times 1$		Modelo $1 \times (2 \times 2)$		Modelo 3×3	
	Increment.	Reduc.	Increment.	Reduc.	Increment.	Reduc.
Nivel (set point)	10%	-10%	10%	-10%	3%	5%
P _{VS} (set point)	45 psi	-45 psi	45 psi	-47 psi	43 psi	-45 psi
T _{VS} (set point)	100 °F	-100 °F	100 °F	-100 °F	90 °F	-90 °F
C (carga)	6,2%	-11%	6,2%	-11.1%	6,2%	-11%
F _{PC} (carga)	3.2 Ton/h	-3.2 Ton/h	3.2 Ton/h	-3.2 Ton/h	3.2 Ton/h	-3.2 Ton/h

El comportamiento de las variables manipuladas fue mas o menos suave para la gran mayoría de las entradas para los tres modelos, con la excepción de F_{AT}; pero, esto era de esperarse ya que se encuentra asociada a la dinámica más rápida del sistema. Comparando los distintos comportamientos entre los modelos se tiene que el modelo $1 \times 1 \times 1$ presentó curvas más suaves que los modelos $1 \times (2 \times 2)$ y 3×3 , como puede apreciarse en la figura N°42, para el comportamiento del flujo de combustible de los tres modelos con un cambio de la presión del vapor sobrecalentado. Un comportamiento similar se obtuvo para las otras variables manipuladas.

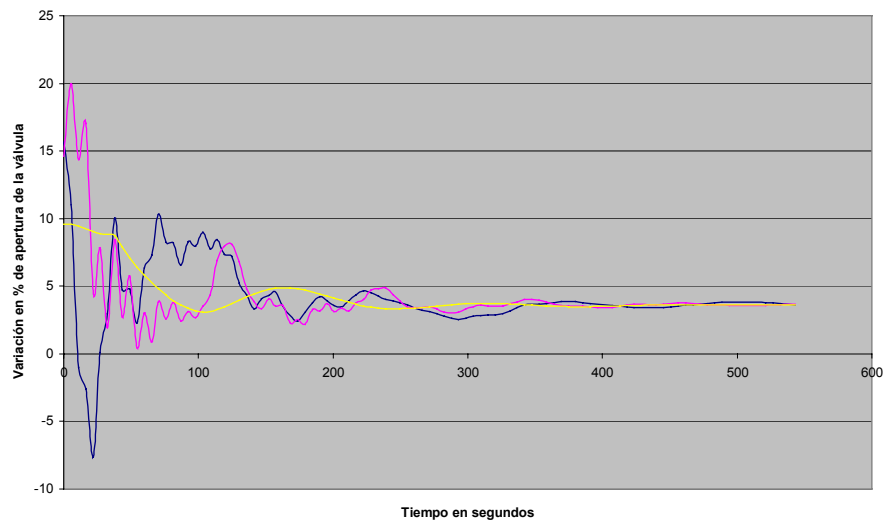


Figura N°42. Apertura de la válvula de control de F_G para un cambio en el set point de P_{VS} para los distintos modelos de control.

Considerando que el modelo de control $1 \times 1 \times 1$ presenta los índices de error, las desviaciones y sobrepicos y los offset del nivel más pequeños respecto a los otros modelos propuestos, esta claro que este modelo debe ser seleccionado para compararlo con el modelo de control típico para calderas.

Del estudio de las gráficas y tablas anteriores se puede decir también, que el modelo de control $1 \times 1 \times 1$, presenta el mejor comportamiento dinámico y el modelo de orden 3 el peor. Esto contradice lo esperado teóricamente. Pero se debe observar que los sobrepicos y desviaciones máximas disminuyen cuando se reduce de un sistema 3×3 a $1 \times (2 \times 2)$ y a $1 \times 1 \times 1$, al igual que el offset del nivel ante las perturbaciones. Si se considera que la diferencia entre los modelos de control es que la dinámica de respuesta del nivel es más lenta a medida que se reduce el orden del sistema, y que en el modelo $1 \times (2 \times 2)$ los algoritmos de control de P_{VS} y T_{VS} no toman en cuenta la acción del control del nivel, ni su error.

Se podría concluir que los sobrepicos, desviaciones máximas, conducta oscilante de las variables controladas, comportamiento agresivo de las variables manipuladas y errores en el estado estacionario del nivel, son consecuencia del comportamiento dinámico del nivel (proceso integrante y respuesta inversa), lo cual confirma lo expresado cuando se realizó el estudio de RGA, respecto a la interacción fuerte entre el nivel y la presión del

vapor sobrecalentado y la competencia entre los controles a causa de la interacción negativa.

5.5 Simulación a lazo cerrado con técnicas SISO

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de la simulación del sistema controlado por las técnicas típicas de control de calderas en Matlab/Simulink®. Estas técnicas de control en sí son un control multilazo simple ya que los parámetros de los controladores se reajustan con el sistema a lazo cerrado. Dicha presentación se realiza usando gráficos de desempeño de cada variable a lazo cerrado para los distintos cambios en las entradas.

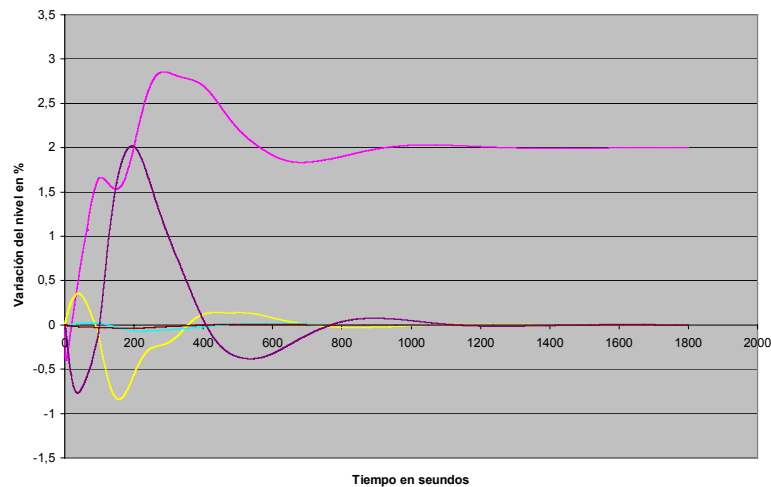


Figura N°43. Comportamiento del nivel para el control típico para las distintas entradas.

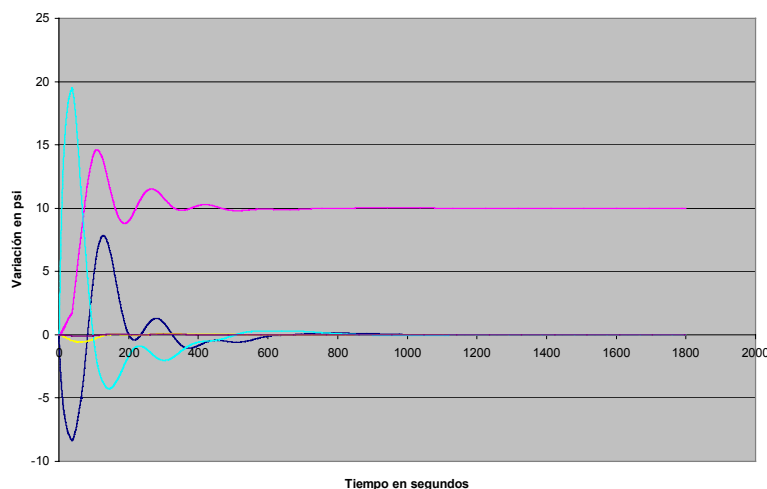


Figura N°44. Comportamiento de P_{vs} para el control típico para las distintas entradas.

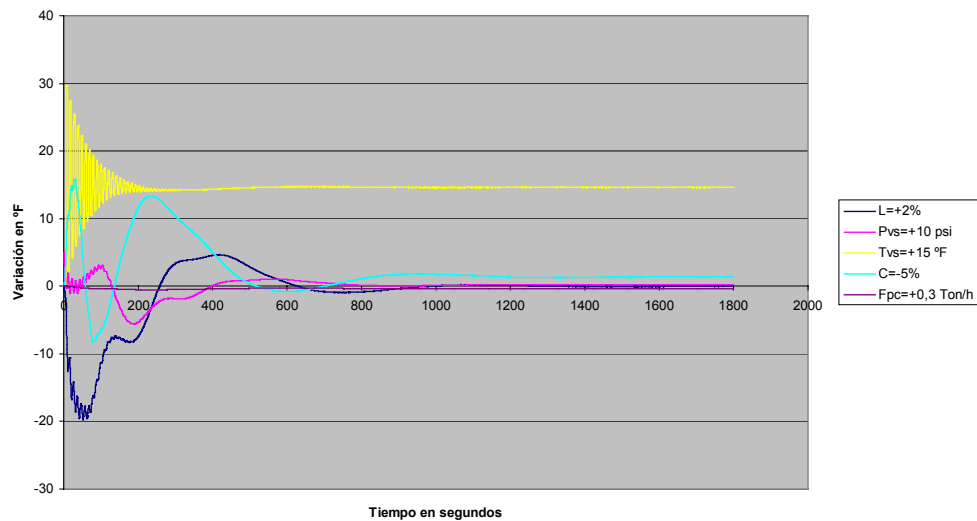


Figura N°45. Comportamiento de T_{VS} para el control típico para las distintas entradas.

De las gráficas anteriores se puede decir que el nivel y la presión del vapor sobrecalentado son estables ante todos los cambios efectuados y no presentan offset. Estas variables tienen un tiempo de asentamiento similar que se encuentra entre los 500 y 600 segundos, presentan un sobrepico aceptable para sus cambios en el set point. La variable temperatura del vapor sobrecalentado presenta un comportamiento atípico: la presencia de offset en el estado estacionario, el cual es relativamente pequeño para el cambio del punto de ajuste de esta variable; pero se incrementa cuando se produce la entrada de las perturbaciones además presenta un sobrepico apreciable (equivalente al 90% del cambio deseado). Los orígenes de estos errores están en el efecto ejercido por las demás variables sobre T_{VS} , los parámetros de ajuste del controlador y que el sistema no ha logrado su estabilización definitiva en el caso del offset y en la relación del tiempo muerto y la dinámica de función de transferencia de su variable manipulada para el caso del sobrepico.

5.6 Comparación de los desempeños de las estrategias de control seleccionadas

Ésta es la sección más importante del trabajo, ya que establece las diferencias existentes entre las dos estrategias de control seleccionadas. Estas diferencias no sólo se basan en el desempeño dinámico que se ha mostrado anteriormente, si no que también se analiza la robustez de éstas y fundamentalmente se hace un estudio de su consumo de

combustible, que es un indicador de la viabilidad económica del control; porque de nada sirve obtener un mejor desempeño si esto no se traduce en una mejora económica.

Comparando las figuras 39, 40 y 41 con 43, 44 y 45 se puede observar que el modelo de control $1 \times 1 \times 1$ es un control más rápido, reduciendo el tiempo de respuesta a menos del 50% del tiempo tomado por el control SISO para los cambios de set point en P_{VS} y T_{VS} ; con menores sobrepicos y desviaciones iniciales que el sistema de control SISO. La única desventaja aparente es la presencia de offset en el control del nivel, sin embargo, para las pruebas realizadas el nivel se encuentra dentro de los márgenes de seguridad del equipo, además que en el tiempo de estudio es relativamente corto para apreciar la respuesta completa.

En cuanto la robustez del sistema, éste también se inclina de lado del control multivariable. Como puede ser apreciado en la tabla 16 la estrategia de control multivariable presenta una mejora sustancial en el rango de operabilidad de las variables controladas ante los cambios de set point de P_{VS} , T_{VS} y para el cambio de consumo. Para el nivel se puede decir que para el control SMPC el nivel presenta un offset ante las entradas de las perturbaciones del mismo. Sin embargo, el offset presente se encuentra dentro de los límites aceptables de control.

Tabla 17. Comparación de la robustez de los sistemas MIMO y SISO de control.

	Sistema de control					
Tipo de Entrada	1×1×1		SISO		Variación %	
	Increment.	Reduc.	Increment.	Reduc.	Increment.	Reduc.
Nivel (set point)	10%	-10%	10%	-10%	0%	0%
P _{VS} (set point)	45 psi	-45 psi	38 psi	-45 psi	18,4%	0%
T _{VS} (set point)	100 °F	-100 °F	58 °F	-59 °F	72.4%	69.5%
C (carga)	6,2%	-11%	5,5%	-9%	12.7%	22.2%
F _{PC} (carga)	3.2 Ton/h	-3.2 Ton/h	3.2 Ton/h	-3.2 Ton/h	0%	0%

La presentación del desempeño en cuanto a consumo de gas combustible se presenta en la tabla 18 en donde se indica el tipo de prueba aplicada al consumo de gas para cada control y el porcentaje de variación que significa cuanto más consume el control SISO contra el SMPC.

Tabla 18. Consumo de combustible.

Prueba	Consumo SMPC	Consumo SISO	Diferencia SMPC-SISO
$P_{VS} = +10$ psi (Servo)	0.783 Ton	0.790 Ton	-0.007 Ton
$P_{VS} = -10$ psi (Servo)	0.659 Ton	0.653 Ton	0.006 Ton
$T_{VS} = +15$ °F (Servo)	0.716 Ton	0.732 Ton	-0.016 Ton
$T_{VS} = -15$ °F (Servo)	0.726 Ton	0.711 Ton	0.015 Ton
$C = -5\%$ (Reg.)	0.560 Ton	0.535 Ton	0.025 Ton
$C = +5\%$ (Reg.)	0.881 Ton	0.902 Ton	-0.021 Ton

En la tabla anterior se puede observar que la estrategia de control basada en SMPC presenta el menor consumo de combustible para los incrementos y las estrategias de control típicas lo presentan para las disminuciones. La diferencia entre las pruebas de incremento y las pruebas de disminución son equivalentes por lo cual no se obtiene ninguna mejora en el consumo de combustible con el cambio de estrategia de control. Sin embargo, si lo que se busca es un mejor comportamiento dinámico de las variables se tiene en el algoritmo de control SMPC una buena opción.

6. CONCLUSIONES

De la realización de este trabajo, de los resultados obtenidos y del análisis de los mismos se han llegado a las siguientes conclusiones:

- El sistema de estudio posee doce grados de libertad, con siete variables correspondientes al mundo exterior; por lo cual se deben especificar cinco lazos de control para definir completamente el sistema.
- Las variables de estudio fueron lineales y simétricas dentro del rango de estudio, con la excepción del flujo de agua de alimentación, la cual se encuentra relativamente cercano a su valor máximo. Esto tiene como consecuencia una menor maniobrabilidad para los incrementos en el nivel y el flujo de vapor sobrecalentado.
- Los procesos que se llevan a cabo en la caldera, en su mayoría pueden ser representados por modelos de primer orden más tiempo muerto sin que se incurra en un error, con la única excepción del nivel que debe ser ajustado a modelo compuesto por la suma de un primer orden y una rampa.
- El sistema multivariable es de orden 4, pero como consecuencia de la poca influencia que representa la variable F_{PC} y que los cambios en ésta son por lo general muy pequeños, ésta puede ser sacada del sistema dando como resultado un sistema 3×3 .
- El estudio por RGA muestra que el apareamiento de las variables seleccionado y recomendado en la bibliografía es el correcto.
- La mayor interacción entre las variables controladas se observa entre el nivel y la presión del vapor sobrecalentado.
- La interacción entre el nivel y la presión del vapor sobrecalentado, y la temperatura y la presión del vapor sobrecalentado son negativas, esto quiere decir que los lazos de control compiten entre sí.
- El programa realiza un buen control para los cambios en el set point con poca desviación en las variables. Para la acción reguladora, el programa presenta una

desviación relativamente pequeña, por lo cual se concluye que el programa es funcional.

- El algoritmo de control SMPC puede ser usado para controlar procesos integrantes siempre y cuando, el período de simulación coincida con el horizonte de predicción.
- El valor del parámetro de ajuste α repercute en el desempeño de los sistemas SISO, valores de α elevados con respecto al valor óptimo hace al sistema sensible al error, reduciendo el mismo; pero produce que la respuesta sea más oscilante. Por el contrario valores más pequeños de α hace de la respuesta del sistema más lenta, pero mucho más suave. En el caso multivariable el análisis de esta condición resultó ser muy complicado, pero para los parámetros de ajuste ubicados en la diagonal principal se tiene un comportamiento similar al anterior.
- El efecto de la ganancia del proceso sobre el algoritmo SMPC para el control de un proceso integrante es el de aumentar o disminuir el offset del proceso y el sobrepico.
- El proceso de control de una caldera mediante técnicas SISO, es eficiente con un tiempo de estabilización de aproximadamente 600 segundos.
- El control mediante SMPC es dinámicamente un mejor control que el SISO, ya que las variables se estabilizan en un tiempo menor (200 segundos para P_{VS} y T_{VS}) y presenta sobrepicos y desviaciones iniciales menores.
- La presencia del offset para la entrada de perturbaciones del nivel se debe a que es un proceso no estable a lazo abierto.
- El sobrepico elevado en la variable T_{VS} para el modelo de control de orden 3 es consecuencia del efecto de la respuesta inversa del nivel, ejercida a través de su componente en el algoritmo de control de esta variable y al efecto de la interacción negativa con la presión.
- Al hacer la dinámica de respuesta del nivel más lenta se mejora el desempeño dinámico de las demás variables del sistema.
- No hay mejora importante en el consumo de combustible con el control SMPC.

7. RECOMENDACIONES

De los logros y limitaciones de este trabajo, se pueden hacer las siguientes recomendaciones:

- Modificar el programa para la simulación del modelo de control basado en SMPC para que permita la entrada de modelos dinámicos de segundo orden o superior.
- Modificar la hoja de calculo Optim para aumentar el número de instantes de muestreo y así aumentar el tiempo de simulación para la optimización de los parámetros de ajuste.
- Programar un algoritmo para la optimización de los parámetros de ajuste en Visual Basic®, y comprobar si se logra una disminución en el tiempo de ejecución del programa.
- Estudiar otros modelos de control basados en SMPC para el control de la caldera. Uno de estos modelos puede ser un sistema de orden 3, pero usando como modelo del algoritmo de control un modelo integrante con un tiempo muerto equivalente a la duración de la respuesta inversa.
- Estudiar a fondo el efecto de la ganancia del proceso sobre el algoritmo de control para lograr una posible disminución en los offset del nivel.

BIBLIOGRAFÍA

1. CORRIPIO, A. SMITH, C. "Control Automático de Procesos". Limusa, Mex. 1999.
2. DESHPANDE, P. "Multivariable Process Control". ISA, USA, 1989.
3. EXXON ENGINEERING. "Design Practices, Boiler Control". EXXON, USA, 1973.
4. GÓMEZ, A. PIÑERO, R. "Identificación de Modelos y Control de Plantas de Procesamiento de Gas". UCV, Venezuela, 2001.
5. LUYBEN, William L. "Process Modeling, Simulation, and Control for Chemical Engineers". McGraw-Hill, USA, 1973.
6. MARLIN, Thomas. "Process Control". McGraw-Hill, USA, 1995.
7. McAVOY, T. "Interaction Analysis: Principles and Applications". ISA, 1983
8. PDVSA. "Engineering Design Manual, Boiler Instrumentation". PDVSA, Venezuela, 1994.
9. SERRANO, L. BLANCO, B. MATA, N. "Desarrollo de un Sistema Experto para la Operación de un Sistema de Generación de Vapor". UCV, Venezuela, 1998.
10. SHINSKEY, F. G. "Process Control Systems". McGraw-Hill, USA, 1979.
11. SHINSKEY, F. G. "Controlling Multivariable Processes". ISA, USA, 1981.
12. STEPHANOPOULOS, G. "Chemical Process Control". Prentice-Hall, USA, 1984.

ANEXO A. MANUAL DE USUARIO DEL PROGRAMA DE CONTROL BASADO EN SMPC

En esta sección se explica la forma correcta de trabajo con el programa realizado para el control multivariable con el algoritmo SMPC. Los tres puntos a tratar son: (1) selección del sistema e introducción de datos, (2) optimización de parámetros de ajuste, y (3) simulación del sistema a lazo abierto y a lazo cerrado.

I. Selección del sistema e introducción de los datos

En esta parte se explica brevemente la forma correcta de introducir los datos en el sistema de un proyecto nuevo o modificar un proyecto ya existente.

- **Proyecto nuevo**

1. De la pantalla principal (figura A1) vaya al menú Archivo y seleccione la opción nuevo (figura A2). Se desplegará un cuadro de dialogo como el mostrado en la figura A3, en el debe seleccionar el orden del sistema a estudiar del 2 al 6 (número de variables controladas y manipuladas) y el número de perturbaciones diferentes del sistema (de 0 a 6) y darle nombre al proyecto. Presione Aceptar.

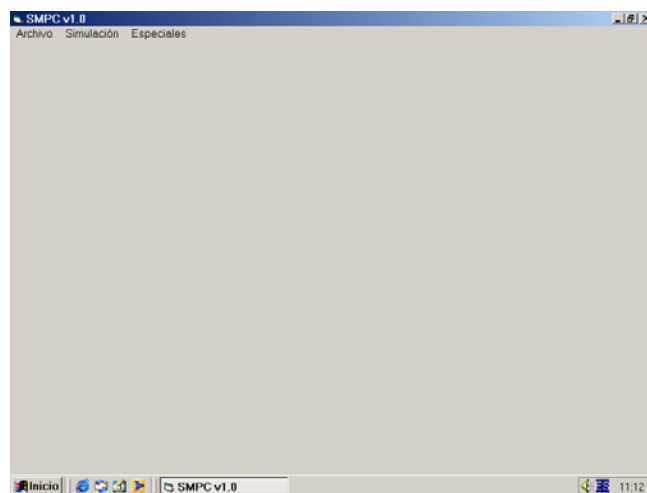


Figura A1. Pantalla principal del programa.

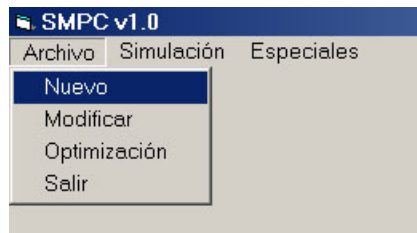


Figura A2. Menú Archivo

Figura A3. Datos del proyecto

2. Se desplegará un segundo cuadro de diálogo en el cual debe introducir el nombre de la variable controlada y de la variable manipulada asociada, valor máximo y valor mínimo operativo y su valor de set point (ver figura A4). Presione continuar. Este cuadro de dialogo se presentará tantas veces como variables controladas y manipuladas tenga el sistema (2 veces el orden). Debe tenerse especial cuidado al introducir los valores numéricos de usar la coma y no el punto como separador de decimales.

Figura A4. Datos operativos del sistema

3. Se presentará ahora un tercer cuadro de diálogo (figura A5), donde debe colocar el nombre de la variable de perturbación, sus valores máximos, mínimos e inicial,

así como un recuadro en el cual el usuario debe seleccionar a que variables controladas afecta esta perturbación. Presione continuar.

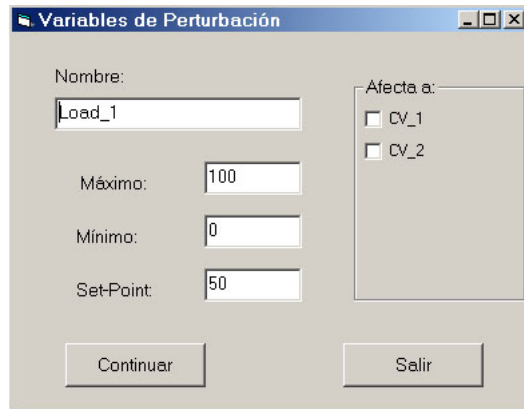


Figura A5. Datos operativos de las perturbaciones

4. Se mostrará seguidamente un cuadro (figura A6) en el cual el usuario debe introducir los parámetros del modelo dinámico de primer orden del par solicitado. Presione continuar.

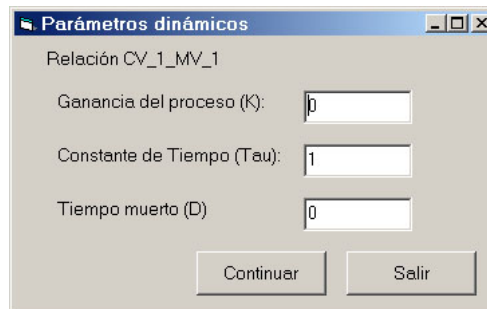


Figura A6. Parámetros de los modelos dinámicos

5. Una vez introducido el último modelo dinámico. Se presentará la opción de guardar el proyecto a disco, con el nombre deseado; la opción predeterminada es el nombre del proyecto. Presione guardar.

- **Modificar un proyecto ya existente**

El usuario pudo haber cometido un error a la hora de inducir alguno de los valores. En este caso el usuario puede modificar el valor errado sin tener que volver a introducir completamente los valores del proyecto, siempre y cuando el usuario sepa la ubicación del mismo. El procedimiento es el siguiente:

1. Del menú Archivo seleccione la opción Modificar. Se presentará el cuadro de dialogo abrir, en donde se selecciona el proyecto a modificar. Presione Abrir.

2. Se desplegará un cuadro de dialogo (figura A7) en donde se debe seleccionar el tipo de parámetro a modificar (operacional o dinámico) y la ubicación del mismo. Presione Aceptar.

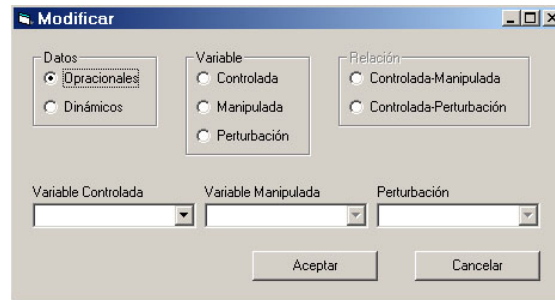


Figura A7. Opción modificar

3. Se mostrará uno de los cuadros de dialogo para la introducción de datos (figuras A4, A5 o A6) el usuario debe modificar el valor deseado. Presione Aceptar. Puede modificar cuantas variables desee. Terminadas todas la modificaciones, el programa pedirá la autorización para guardar los cambios hechos y se cerrará.

II. Optimización de los parámetros de ajuste

Una vez que se han guardado los datos de un proyecto se puede realizar la optimización de los parámetros de ajuste α_{ij} . Debe realizarse primero la optimización automática del sistema (obligatoria) y si los índices de desempeño obtenidos en ésta no satisfacen el criterio del usuario a causa de la semilla usada para la optimización; se puede realizar una optimización manual en la cual el usuario puede seleccionar la semilla adecuada de los parámetros de ajuste para la optimización. El procedimiento es el siguiente:

• Optimización automática

1. Del menú Archivo, seleccione la opción optimización. Se mostrará el cuadro de dialogo Abrir en donde el usuario debe seleccionar el nombre del proyecto a optimizar. Presione Abrir.
2. Seguidamente se mostrará una ventana con los cambios propuestos para las pruebas de optimización bajo el criterio de 1% del intervalo de operación de la variable controlada (figura A8). El usuario puede modificar a su conveniencia los cambios de las pruebas ya sea en el porcentaje o en la magnitud de cambio, sólo haciendo doble clic sobre el valor a modificar. Al presionar el botón Aceptar el programa ejecutará la macro de optimización, labor que puede llevar varios minutos.

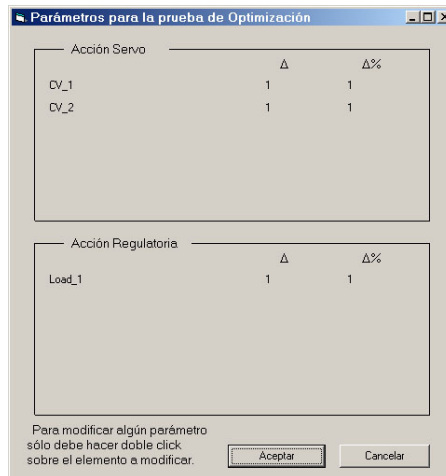


Figura A8. Valores de entrada para la optimización.

- Al terminar la optimización se despliega un cuadro en el cual el usuario puede observar el valor de IAE para cada prueba realizada (figura A9). Presione Aceptar, el programa pedirá su confirmación para realizar la simulación a lazo cerrado, si presiona cancelar; pedirá su confirmación para guardar los cambios y termina la optimización. Si presiona Aceptar, se desplegará el cuadro de dialogo correspondiente (figura A13).

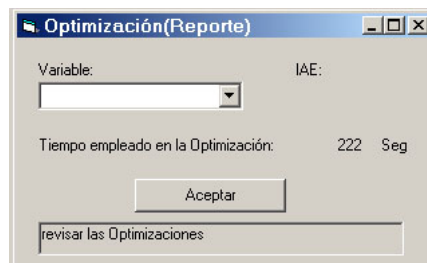


Figura A9. Resultados de la optimización.

- Optimización manual**

- Del menú Especiales (figura A10) seleccione la opción optimización manual. Se mostrará el cuadro de diálogo abrir en donde debe seleccionar el nombre del proyecto deseado. Presione el botón Abrir.

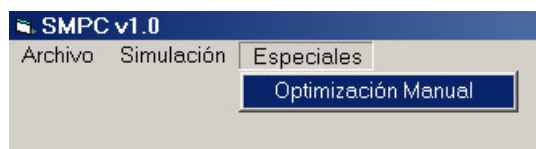


Figura A10. Menú Especiales.

2. Seguidamente se despliega el cuadro de diálogo Optimización manual (figura A11), en el cual el usuario debe seleccionar la prueba de desempeño que desea corregir. Una vez seleccionada aparecerán los valores de los parámetros de ajuste α_{ij} obtenidos en la optimización automática, los cuales podrá modificar libremente haciendo clic en la celda respectiva. Una vez terminada esta acción presione Aplicar y obtendrá como resultado el nuevo valor de IAE. En caso de que el IAE obtenido no satisfaga sus requerimientos, modifique nuevamente los valores de los parámetros de ajuste hasta obtener un valor de IAE que lo haga. Presione el botón optimizar para ejecutar la macro de optimización con estos valores como semilla, obtendrá los nuevos valores de IAE y de los parámetros de ajuste. Presione guardar para salvar los valores α_{ij} obtenidos en la hoja de datos. Si el usuario lo desea puede ejecutar la optimización de otra prueba.

Alfa (x,y)	(x,1)	(x,2)	(x,3)	(x,4)	(x,5)	(x,6)
(1,y)						
(2,y)						
(3,y)						
(4,y)						
(5,y)						
(6,y)						

IAE: 0

Figura A11. Optimización manual.

3. Presione salir para terminar, se le pedirá su autorización para guardar la hoja de datos con las modificaciones hechas. Seguidamente el programa le preguntará si desea realizar la simulación a lazo cerrado del sistema, si presiona Aceptar, se desplegará el cuadro de dialogo correspondiente (figura A13).

III. Simulación del sistema a lazo abierto y a lazo cerrado

El usuario puede realizar la simulación de un sistema a lazo cerrado inmediatamente después de realizada la optimización de parámetros de ajuste o ejecutando la opción del menú. La simulación a lazo abierto solo puede ser realizada a partir del menú. La simulación se realiza siguiendo los siguientes pasos:

1. Del menú simulación seleccione el tipo de simulación deseada (lazo abierto o cerrado) (ver figura A12), seguidamente se despliega el cuadro de diálogo de

parámetros para la simulación (figura A13). Punto de partida de la simulación inmediatamente después de la optimización de parámetros de ajuste.

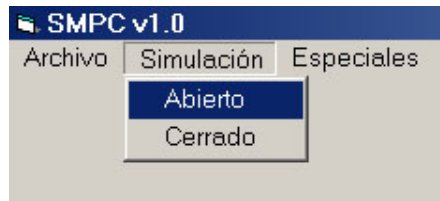


Figura A12. Menú Simulación.

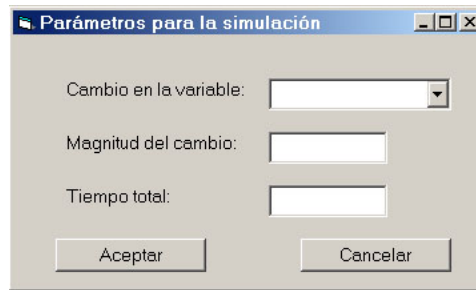


Figura A13. Parámetros para la simulación.

2. El usuario debe seleccionar el tipo de prueba cambio de set point o entrada de una perturbación para la simulación a lazo cerrado o la variable de entrada (manipulada o perturbación) para la simulación a lazo abierto. El usuario debe introducir la magnitud del cambio y el tiempo total de la simulación. Presione Aceptar.
3. Se desplegará una ventana en el cual el usuario puede observar las gráficas de respuesta de la variable controlada o manipulada seleccionada. Presione el botón guardar para salvar la simulación.
4. Se presentará el cuadro de diálogo guardar donde el usuario puede seleccionar el nombre con el cual desea guardar los gráficos. La opción de nombre por defecto es: “nombre del proyecto” + “S” (de simulación)+ # (0 para lazo abierto o 1 para lazo cerrado)+ ## (01 al 06 para cambios en el set point o en variables manipulada y 07 al 12 para las perturbaciones).

ANEXO B. RESULTADOS ADICIONALES

Ajuste de los datos a modelos de primer y segundo orden con o sin tiempo muerto y modelos especiales

En esta sección se muestran en detalle todos los modelos a que fueron ajustados los datos obtenidos de las corridas hechas a la simulación de la caldera (Serrano 1998). Las tablas A, B, C, D y E, muestran los modelos de respuesta de primer y segundo orden de las variables controladas ante las distintas variables de entrada.

Tabla A. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{AA} .

Variable controlada	Modelo primer orden	Modelo segundo orden
P_{VS} (Presión del vapor Sobrecalentado)	$\frac{-0.90}{11.02S + 1}$ $R^2=0.9973 \quad E=1.5\%$	$\frac{-0.89}{22.94S^2 + 9.58S + 1} \quad \tau=4.79 \quad \xi=1$ $R^2=0.9904 \quad E=2.4\%$
L (Nivel del domo)	$\frac{45.52e^{-28.9S}}{21418S + 1}$ $R^2=0.9993 \quad E=0.1\%$	$\frac{1.14}{0.76S^2 + 0.002S + 1} \quad \tau=0.87 \quad \xi=0.0009$ $R^2=0.9982 \quad E=0.8\%$
T_{VS} (Temp. del vapor sobrecalentado)	$\frac{-2.40e^{-6.2S}}{8.11S + 1}$ $R^2=0.9962 \quad E=1.2\%$	$\frac{-2.39}{13.91S^2 + 7.46S + 1} \quad \tau=3.73 \quad \xi=1$ $R^2=0.9943 \quad E=1.5\%$
F_{PC} (Flujo de purga continua)	$\frac{-0.005}{10.03S + 1}$ $R^2=0.9967 \quad E=1.6\%$	$\frac{-0.005}{100S^2 + 21S + 1} \quad \tau=10.00 \quad \xi=1.05$ $R^2=0.9958 \quad E=1.8\%$

Tabla B. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en flujo de mezcla combustible.

Variable controlada	Modelo primer orden	Modelo segundo orden
P _{VS} (Presión del vapor Sobrecalentado)	$\frac{3.29e^{-37.6S}}{126.26S + 1}$ R ² =0.9991 E=1.0%	$\frac{2.96e^{-14.8S}}{3639.7S^2 + 118.2S + 1} \quad \tau=60.33 \quad \xi=0.98$ R ² =1 E=0.1%
L (Nivel del domo)	$\frac{-1421.3e^{-125.7S}}{1287433S + 1}$ R ² =0.9938 E=0.1%	$\frac{-0.72e^{-79.8S}}{48752.6S^2 + 441.6S + 1} \quad \tau=220.8 \quad \xi=1$ R ² =0.9924 E=1.3%
T _{VS} (Temp. del vapor sobrecalentado)	$\frac{2.26e^{-18.1S}}{93.03S + 1}$ R ² =0.9994 E=0.8%	$\frac{2.13}{2304S^2 + 96S + 1} \quad \tau=48.00 \quad \xi=1$ R ² =0.9993 E=1.0%
F _{PC} (Flujo de purga continua)	$\frac{0.018e^{-37.6S}}{125.61S + 1}$ R ² =0.9991 E=1.0%	$\frac{0.015e^{-15.8S}}{3422.3S^2 + 111.2S + 1} \quad \tau=58.50 \quad \xi=0.95$ R ² =0.9999 E=0.5%

Tabla C. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{AT}.

Variable controlada	Modelo primer orden	Modelo segundo orden
P _{VS} (Presión del vapor Sobrecalentado)	$\frac{-1.21e^{-1.5S}}{7.08S + 1}$ R ² =0.9553 E=6.4%	$\frac{-1.20}{28.84S^2 + 8.48S + 1} \quad \tau=5.37 \quad \xi=0.79$ R ² =0.9577 E=6.2%
L (Nivel del domo)	0 R ² =0 E=0%	0 R ² =0 E=0%
T _{VS} (Temp. del vapor sobrecalentado)	$\frac{-20.41e^{-5S}}{0.14S + 1}$ R ² =0.9983 E=0.8%	$\frac{-20.39e^{-4.1S}}{0.05S^2 + 0.07S + 1} \quad \tau=0.23 \quad \xi=0.15$ R ² =0.5436 E=3.8%
F _{PC} (Flujo de purga continua)	$\frac{-0.006e^{-1.5S}}{7.08S + 1}$ R ² =0.9552 E=6.4%	$\frac{-0.006}{18.15S^2 + 8.52S + 1} \quad \tau=4.26 \quad \xi=1.0$ R ² =0.9568 E=6.3%

Tabla D. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{PC} .

Variable controlada	Modelo primer orden	Modelo segundo orden
P_{VS} (Presión del vapor Sobrecalentado)	$\frac{0.19e^{-89.7S}}{62.74S + 1}$ $R^2=0.9998$ $E=0.6\%$	$\frac{0.18e^{-75.4S}}{1163.49S^2 + 68.22S + 1} \quad \tau=34.11 \quad \xi=1$ $R^2=0.9991$ $E=1.2\%$
L (Nivel del domo)	$\frac{-7.05e^{-5.6S}}{3854.6S + 1}$ $R^2=0.9999$ $E=0.1\%$	$\frac{-0.62}{11713.7S^2 + 216.5S + 1} \quad \tau=108.23 \quad \xi=1$ $R^2=0.9965$ $E=2.1\%$
T_{VS} (Temp. del vapor sobrecalentado)	$\frac{0.38e^{-72S}}{60.02S + 1}$ $R^2=0.9551$ $E=5.0\%$	$\frac{0.38e^{-64S}}{10453S^2 + 96.1S + 1} \quad \tau=102.24 \quad \xi=0.47$ $R^2=0.9547$ $E=4.7\%$
F_{PC} (Flujo de purga continua)	1 $R^2=1$ $E=0\%$	1 $R^2=1$ $E=0\%$

Tabla E. Modelos dinámicos obtenidos para un cambio en F_{VS} .

Variable controlada	Modelo primer orden	Modelo segundo orden
P_{VS} (Presión del vapor Sobrecalentado)	$\frac{-4.96e^{-0.7S}}{13.75S + 1}$ $R^2=0.9999$ $E=0.3\%$	$\frac{-4.93}{45.83S^2 + 13.54S + 1} \quad \tau=6.77 \quad \xi=1$ $R^2=0.9975$ $E=1.0\%$
L (Nivel del domo)	$\frac{-10.21e^{-119.9S}}{10000S + 1}$ $R^2=0.9909$ $E=0.1\%$	$\frac{-0.67e^{-72.8S}}{558.84S^2 + 47.28S + 1} \quad \tau=23.64 \quad \xi=1$ $R^2=0.9897$ $E=1.4\%$
T_{VS} (Temp. del vapor sobrecalentado)	$\frac{-3.45e^{-6.2S}}{13.99S + 1}$ $R^2=0.9996$ $E=0.4\%$	$\frac{-3.45e^{-5.3S}}{13.91S^2 + 7.46S + 1} \quad \tau=8.58 \quad \xi=1$ $R^2=0.9990$ $E=0.9\%$
F_{PC} (Flujo de purga continua)	$\frac{-0.027e^{-0.7S}}{13.83S + 1}$ $R^2=0.9999$ $E=0.3\%$	$\frac{-0.027}{13.91S^2 + 7.46S + 1} \quad \tau=6.81 \quad \xi=1$ $R^2=0.9975$ $E=1.0\%$

Hay procesos dentro de la caldera que fueron ajustados a modelos de primer y segundo orden con buenos resultados, pero que sin embargo, no eran fielmente representados por ellos. Tal era el caso de la respuesta dinámica de la presión de vapor sobrecalentado ante un cambio en el agua de atemperación. El cual podría ser representado de mejor forma como la suma de dos primeros ordenes de sentidos opuestos como el mostrado a continuación:

$$\frac{-1.51e^{-0.4S}}{13.66S + 1} + \frac{0.41e^{-35.5S}}{69.94S + 1} \quad R^2 = 0.9999 \text{ y } E = 0.3\%$$

Como puede apreciarse el ajuste y error de este modelo comparado con el mostrado en la tabla C, es mucho mejor. Otros procesos que pueden ser ajustados a este modelo son F_{PC} ante un cambio en F_{AT} y T_{VS} para un cambio en F_{PC} , cuyos modelos se muestran a continuación.

$$F_{PC}/F_{AT} = \frac{-0.009}{18.17S + 1} + \frac{0.003e^{-37.6S}}{32.33S + 1} \quad R^2 = 0.9998 \text{ y } E = 0.5\%$$

$$T_{VS}/F_{PC} = \frac{-5.23}{22.99S + 1} + \frac{3.86e^{-20.8S}}{24.17S + 1} \quad R^2 = 0.9925 \text{ y } E = 1.3\%$$

ANEXO C. JUSTIFICACIÓN DEL OFFSET EN EL ESTADO ESTACIONARIO

En esta sección se le intenta dar una justificación adecuada a la presencia del offset mostrado por el algoritmo de control SMPC, en las simulaciones realizadas sobre la caldera.

Supongamos un sistema SISO, controlado mediante el algoritmo SMPC como el caso de control de la caldera. El valor de la salida de la variable manipulada en el nuevo estado estacionario respecto al anterior estado estacionario viene dado por la ecuación:

$$m_n = \alpha E_n + \frac{1}{k_p} \sum_{i=1}^N h_i m_{n-i} \quad (\text{ec. C1})$$

Si nos encontramos en un nuevo estado estacionario tenemos $m_n \approx m_{n-i}$ para todo valor de i . Por lo cual la sumatoria del lado derecho de la ecuación queda como:

$$\sum_{i=1}^N h_i m_{n-i} \approx k'_p m_n \quad (\text{ec. C2})$$

Si consideramos que $k'_p < k_p$, ya que la sumatoria no es infinita y fue truncada en algún punto y si sustituimos C2 en C1 nos queda:

$$m_n = \alpha E_n + \frac{1}{k_p} k'_p m_n \quad (\text{ec. C3})$$

Si:

$$\frac{k'_p}{k_p} = \beta < 1 \quad (\text{ec. C4})$$

Sustituyendo C4 en C3 y agrupando términos tenemos que:

$$(1 - \beta) m_n = \alpha E_n \quad (\text{ec. C5})$$

De la ecuación anterior se deriva que la únicas formas en que el error en el estado estacionario sea cero, sería si:

$$\beta = 1 \quad \text{o} \quad m_n = 0$$

Ninguno de estos dos casos es posible en el proceso integrante que representa al nivel en el domo de la caldera, excepto para un cambio del set point del nivel; ya que para la entrada de las perturbaciones la variable manipulada flujo de agua de alimentación no regresa a su valor inicial (cero).

Conforme a lo planteado anteriormente sería posible reducir el error del offset para el modelo de control $1 \times 1 \times 1$, simplemente modificando el valor de la ganancia del proceso en caso de la entrada de una perturbación. Este supuesto se comprobó ejecutando un Solver©, para estimar el nuevo valor de la ganancia del proceso que minimice el offset sin que se altere demasiado el desempeño de las demás variables.

El resultado obtenido de estas pruebas se muestra en la figura C1, en la cual se puede observar una ligera disminución del offset para el nivel para los cambios de set point de la presión y la temperatura del vapor sobrecalentado y ante el aumento del consumo. Sin embargo, este procedimiento presenta la dificultad de tener que calcular un nuevo valor de la ganancia del proceso para cada tipo de perturbación. Además, la mejora en los índices de desempeño es menor al 2% (IAE=177.6 para cambio en P_{VS} y IAE=449.5 para el Consumo) lo cual es despreciable.

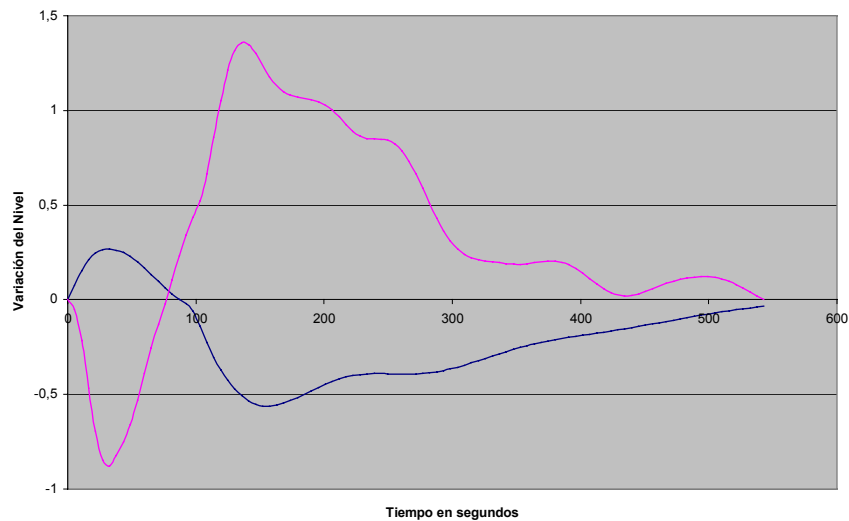


Figura C1. Comportamiento dinámico del nivel modificando los valores de la ganancia del proceso para los cambios de presión del vapor sobrecalentado y consumo.

ANEXO D. CONSIDERACIONES PARA LA IMPLEMENTACIÓN REAL DEL MODELO DE CONTROL CON SMPC

El algoritmo de control SMPC presenta la desventaja frente a un controlador tradicional PID de tener que cambiar los parámetros de ajuste para cada tipo de entrada ya sea un cambio de set point o una perturbación. Esto implica que el control debe identificar el tipo de entrada antes de ejecutar las acciones correctivas, lo cual es fácil cuando se trata de un cambio de set point; pero no lo es en el caso de una perturbación ya que no se conoce el tipo y la magnitud del mismo hasta que se siente su influencia en el valor de la salida de la variable controlada. Darle solución a este problema no es fácil, sin embargo se plantea a continuación una posible solución.

Si se considera que se han calculado los valores de los parámetros de ajuste del algoritmo de control de las perturbaciones típicas esperadas, se debe saber como es la influencia de éstas sobre cada una de las variables controladas. Si dichas influencias son lo suficientemente diferentes entre sí, se podría identificar el tipo de perturbación dividiendo las salidas de cada salida respecto a una salida referencia en el instante en que se siente el primer efecto de la perturbación. Los valores hallados de esta manera deben ajustarse sólo a una perturbación específica.

En el caso de que los tiempos muertos de las perturbaciones sean diferentes entre las variables controladas, se deben usar los parámetros de ajuste que el mejor desempeño dinámico para todos los tipos de perturbaciones hasta lograr la identificación de la entrada ocurrida y luego utilizar los parámetros de ajuste adecuados. El desempeño de esta estrategia debe ser estudiado a fondo para su comprobación, lo cual se sugiere para la realización de un Trabajo Especial de Grado futuro.