

**HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA SIMULACIÓN DE SISTEMAS
QUE OPERAN CON TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO**

ROBIN JOSE SALCEDO BUELVAS

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2007**

**HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA SIMULACIÓN DE SISTEMAS
QUE OPERAN CON TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO**

ROBIN JOSÉ SALCEDO BUELVAS

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de
Ingeniero Electrónico**

**Director
PH.D CARLOS RODRIGO CORREA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2007**

AGRADECIMIENTOS

A todas las personas que hicieron posible el desarrollo de este trabajo de grado, agradecimientos al señor director por darme la oportunidad de profundizar en esta temática y por su colaboración y al grupo de investigación de control predictivo de la universidad de Sevilla con quien tuve constante comunicación y colaboraron con documentación técnica de la temática.

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de grado ante todo a Dios por otorgarme sabiduría, fortaleza y bienestar para su realización,
Agradezco a mi abuela, Olga Larrazabal y a mi padre Paulino Salcedo quienes me apoyaron durante el curso de toda mi carrera, brindándome su apoyo incondicional para lograr mis metas profesionales,
Agradezco de todo corazón a mis amigos que siempre creyeron en mis aptitudes y capacidades brindándome apoyo en todo momento de mi vida.

ROBIN JOSÉ SALCEDO BUELVAS

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	17
1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	18
1.1 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	18
1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA	18
2. OBJETIVO DEL TRABAJO DE GRADO	20
2.1 OBJETIVO GENERAL	20
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	20
2.3 METODOLOGÍA DE DESARROLLO	20
3. MARCO TEÓRICO	22
3.1 CONTROL PREDICTIVO Y CONTROL PID.....	22
3.2 CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS	23
3.3 ESTRATEGIA DEL CONTROL PREDICTIVO	24
FIGURA 2. ESTRATEGIA DEL CONTROL PREDICTIVO MPC	25
3.4 ESTRUCTURA DEL CONTROL PREDICTIVO	25
FIGURA 3. ESTRUCTURA DE CONTROL MPC.....	26
3.5 ELEMENTOS DEL CONTROL PREDICTIVO	26
3.5.1 <i>Modelo de predicción</i>	26
FIGURA 4. RESPUESTA AL IMPULSO Y RESPUESTA AL ESCALÓN.....	28
FIGURA 5. ESTRUCTURA DEL MODELO DEL PROCESO MÁS PERTURBACIONES.....	29
3.5.2 <i>Función objetivo del control MPC</i>	30
3.5.3 <i>Obtención de la ley de control</i>	31
3.6 SINTONIZACIÓN DEL CONTROL PREDICTIVO	32
3.6.1 <i>Parámetros de control</i>	32
3.6.2 <i>Coefficientes de ponderación</i>	33
3.6.3 <i>Trayectoria de referencia</i>	33
FIGURA 6. FILTRO EN LA TRAYECTORIA DE REFERENCIA	34
3.7 RESTRICCIONES DE SEGURIDAD	34
4. ALGORITMOS DE CONTROL PREDICTIVO	35
4.1. MODELO DE PREDICCIÓN DEL REGULADOR DMC	35
FIGURA 7. MODELO DE LA PLANTA DEL PROCESO. (CONTROL DMC).....	35
4.2 MODELO DE PREDICCIÓN DEL REGULADOR SSMPC	38
FIGURA 8. MODELO DE LA PLANTA DEL PROCESO. (CONTROL SSMPC).....	38
4.3 ESTIMADOR DE ESTADOS KALMAN	42
4.3.1 <i>Algoritmo discreto del filtro de kalman</i>	42
FIGURA 9. VISIÓN COMPLETA ESTIMADOR DE ESTADOS KALMAN.....	43

4.4 PROBLEMA DE CONTROL	45
FIGURA 11. LEY DE CONTROL MPC	47
4.5 RESTRICCIONES DE SEGURIDAD DEL SISTEMA DE CONTROL	48
FIGURA 12. RESTRICCIONES EN LA SEÑAL DE CONTROL	48
FIGURA 13. RESTRICCIONES EN LA SEÑAL DE MOVIMIENTOS DE CONTROL	49
FIGURA 14. RESTRICCIONES EN LA SALIDA DEL SISTEMA	49
4.5.1 Optimización cuadrática del regulador DMC	50
4.5.2 Optimización cuadrática del regulador SSMPC	53
5. REGULADOR PID DIGITAL	55
5.1 TIPOS DE CONTROLADORES	55
5.1.1 Controlador Proporcional P	55
5.1.2 Controlador Proporcional Derivativo PD	55
5.1.3 Controlador Proporcional Integral PI	56
5.1.4 Controlador Proporcional Derivativo Integral PID	56
5.2 IMPLEMENTACIÓN PID DIGITAL	57
5.3 RESTRICCIÓN EN LA SEÑAL DE CONTROL PID	57
5.4 IDENTIFICACIÓN DEL PROCESO DE CONTROL	58
FIGURA 15. CURVA DE REACCIÓN DEL PROCESO. (MÉTODO SMITH)	58
5.5 SINTONIZACIÓN DE LOS CONTROLADORES P, PI, PD, PID	59
5.5.1 Método de Ziegler y Nichols	60
5.5.2 Método de Cohen – Coon	61
5.5.3 Métodos basados en el mínimo índice de desempeño	62
6. DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL	65
6.1 CRITERIOS DE DESEMPEÑO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL	65
6.2 ARQUITECTURA DEL CÓDIGO DE LA HERRAMIENTA	66
6.3 DISEÑO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL	66
6.4 DIAGRAMA DE FUNCIONAMIENTO DE LA HERRAMIENTA SICOMPC	67
FIGURA 16. DIAGRAMA DE FUNCIONAMIENTO SICOMPC	67
6.5 DESCRIPCIÓN DE LA HERRAMIENTA SICOMPC	68
6.5.1 Configuración SICOMPC	68
LA FIGURA 17 MUESTRA LA VENTANA INICIAL DE SICOMPC	68
FIGURA 19. VENTANA PRINCIPAL PARA EL CONTROL DMC	69
FIGURA 25. VENTANA PRINCIPAL PARA EL CONTROL SSMPC	72
FIGURA 26. FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DEL SISTEMA	72
FIGURA 27. CAMBIO DE SETPOINT, TIEMPO MUERTO Y ERROR EN EL MODELO DE LA PLANTA	73
FIGURA 28. TIPOS DE REFERENCIAS	73
FIGURA 29. SEGUIMIENTO DE LA TRAYECTORIA DE REFERENCIA	73
6.5.2 Estrategia de control predictivo	75
6.5.3 Estrategia control PID ideal	77

6.5.4	<i>Modelo de la planta con estimador de estados Kalman</i>	78
6.5.5	<i>Posibles errores.</i>	81
7.	SIMULACIONES CON DE LA HERRAMIENTA SICOMPC	83
7.1	CONTROL PREDICTIVO PARA TEMPERATURA DE UN TANQUE	83
7.2.	CONTROL PREDICTIVO EN SISTEMAS CON RETARDOS	88
7.3	CONTROL PREDICTIVO EN SISTEMAS DE FASE NO MÍNIMA	89
7.4	CONTROL DE POSICIÓN Y VELOCIDAD DEL MOTOR DC	91
7.5	CONTROL DE POSICIÓN DE LA BARRA Y LA BOLA	96
7.6	CONTROL PREDICTIVO DE UNA MAQUINA DE PAPEL	100
7.7	HERRAMIENTA SICOMPC VS HERRAMIENTA SYSQUAQUE	103
	CONCLUSIONES	108
	RECOMENDACIONES	109
	BIBLIOGRAFÍA	110
	ANEXO A. MANUAL DE USUARIO	112

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
FIGURA 1. DIAGRAMAS DE CONTROLADOR PREDICTIVO Y DEL CONTROLADOR PID	22
FIGURA 2. ESTRATEGIA DEL CONTROL PREDICTIVO MPC	25
FIGURA 3. ESTRUCTURA DE CONTROL MPC	26
FIGURA 4. RESPUESTA AL IMPULSO Y RESPUESTA AL ESCALÓN	28
FIGURA 5. ESTRUCTURA DEL MODELO DEL PROCESO MÁS PERTURBACIONES	29
FIGURA 6. FILTRO EN LA TRAYECTORIA DE REFERENCIA	34
FIGURA 7. MODELO DE LA PLANTA DEL PROCESO. (CONTROL DMC).....	35
FIGURA 8. MODELO DE LA PLANTA DEL PROCESO. (CONTROL SSMPC)	38
FIGURA 9. VISIÓN COMPLETA ESTIMADOR DE ESTADOS KALMAN.....	43
FIGURA 10. FUNCIÓN DE OBJETIVO PARA EL CÁLCULO DE.....	46
FIGURA 11. LEY DE CONTROL MPC	47
FIGURA 12. RESTRICCIONES EN LA SEÑAL DE CONTROL.....	48
FIGURA 13. RESTRICCIONES EN LA SEÑAL DE MOVIMIENTOS DE CONTROL.....	49
FIGURA 14. RESTRICCIONES EN LA SALIDA DEL SISTEMA	49
FIGURA 15. CURVA DE REACCIÓN DEL PROCESO. (MÉTODO SMITH).....	58
FIGURA 16. DIAGRAMA DE FUNCIONAMIENTO SICOMPC	67
FIGURA 17. VENTANA DE INICIO SICOMPC	68
FIGURA 18. ALGORITMOS DE CONTROL PREDICTIVO.....	68
FIGURA 19. VENTANA PRINCIPAL PARA EL CONTROL DMC.....	69
FIGURA 20. ESPACIO DE ESTADOS Y FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA	69
FIGURA 21. MENÚ PARA SELECCIÓN DEL MODELO DE LA PLANTA Y EL PREDICTOR.....	70
FIGURA 22. INTRODUCCIÓN DE LOS COEFICIENTES DEL NUMERADOR Y DENOMINADOR DE LA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA	70
FIGURA 23. INGRESO DE LAS MATRICES DINÁMICAS DE LA PLANTA	70
FIGURA 24. CONFIGURACIÓN DEL PERIODO DE MUESTRO, TIEMPO DE SIMULACIÓN Y LONGITUD DEL MODELO.	71
FIGURA 25. VENTANA PRINCIPAL PARA EL CONTROL SSMPC	72
FIGURA 26. FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DEL SISTEMA	72
FIGURA 27. CAMBIO DE SETPOINT, TIEMPO MUERTO Y ERROR EN EL MODELO DE LA PLANTA	73
FIGURA 28. TIPOS DE REFERENCIAS.....	73
FIGURA 29. SEGUIMIENTO DE LA TRAYECTORIA DE REFERENCIA.....	73
FIGURA 30. PERTURBACIONES MEDIBLES Y NO MEDIBLES	74
FIGURA 31. ESTRUCTURA DE CONTROL PREDICTIVO. (SICOMPC)	75
FIGURA 32. PARÁMETROS DEL CONTROL PREDICTIVO	75
FIGURA 33. SINTONIZACIÓN DEL CONTROL PREDICTIVO	76
FIGURA 34. VENTANA RESTRICCIONES DE SEGURIDAD	76
FIGURA 35. ESTRUCTURA DEL CONTROL PID	77
FIGURA 36. PARÁMETROS DEL CONTROL Y MÉTODOS DE SINTONIZACIÓN PID.....	77
FIGURA 37. MODELO DE LA PLANTA CON PERTURBACIONES Y EL FILTRO KALMAN.....	78
FIGURA 38. MENÚ ARCHIVO.....	78
FIGURA 39. CONFIGURACIÓN DE LOS COLORES	79
FIGURA 40. VENTANA DE PREFERENCIAS.....	79
FIGURA 41. MENÚ APLICACIONES SICOMPC	79
FIGURA 42. MENÚ EJEMPLOS.....	80
FIGURA 43. MENÚ AYUDA	80
FIGURA 44. BOTÓN DE SIMULACIÓN, BOTÓN LIMPIAR Y BOTÓN SALIR	81

FIGURA 45. ERROR POR VALORES NEGATIVOS PROHIBIDOS.....	81
FIGURA 46. ERROR POR INGRESO DE LETRAS EN VALORES NUMÉRICOS.	81
FIGURA 47. ERROR POR INCOMPATIBILIDAD DE DIMENSIONES EN LAS VARIABLES DEL PROCESO	82
FIGURA 48. CAMBIO EN EL PUNTO DE AJUSTE DE LA TEMPERATURA DE SALIDA DEL TANQUE	83
FIGURA 49. TEMPERATURA DE SALIDA DEL TANQUE EN PRESENCIA DE PERTURBACIONES MEDIBLES	84
FIGURA 50. TEMPERATURA DE SALIDA DEL TANQUE EN PRESENCIA DE RUIDO.....	85
FIGURA 51. TEMPERATURA DE SALIDA DEL TANQUE EN PRESENCIA DE RUIDO. (UTILIZACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN)	86
FIGURA 52. TEMPERATURA DE SALIDA CON REFERENCIA SENOIDAL	87
FIGURA 53. TEMPERATURA DE SALIDA DEL HORNO DE CARBÓN. (CONTROL DMC, SSMPC Y PID)	88
FIGURA 54. CONCENTRACIÓN DEL REACTOR. (SISTEMA DE FASE NO MÍNIMA)	90
FIGURA 55. CONCENTRACIÓN DEL REACTOR. (SISTEMA DE FASE NO MÍNIMA INESTABLE).....	90
FIGURA 56. PLANTA DEL MOTOR DC	91
FIGURA 57. CONTROL DE POSICIÓN DEL MOTOR DC	93
FIGURA 58. CONTROL DE VELOCIDAD EL MOTOR DEL MOTOR DC	94
FIGURA 59. VELOCIDAD DEL MOTOR DC CON RESTRICCIONES	95
FIGURA 60. MODELO EXPERIMENTAL BARRA-BOLA.....	96
FIGURA 61. CONTROL DE POSICIÓN DE LA BOLA	98
FIGURA 62. CONTROL DE POSICIÓN DE LA BOLA. (PARÁMETROS AJUSTADOS)	99
FIGURA 63. PLANTA DEL SISTEMA DE LA MAQUINA DE PAPEL	100
FIGURA 64. CONTROL DE NIVEL Y CONSISTENCIA DEL TANQUE DE AGUA EN LA MAQUINA DE PAPEL	101
FIGURA 65. CONTROL DE NIVEL Y CONSISTENCIA DEL TANQUE DE AGUA EN LA MAQUINA DE PAPEL,	102
FIGURA 66. CONTROL DEL REACTOR MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA SYSQUAQUE	104
FIGURA 67. CONTROL DEL REACTOR MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA SICOMPC	104
FIGURA 68. SIMULACIÓN DE CONTROL PREDICTIVO. (HERRAMIENTA SYSQUAQUE).....	105
FIGURA 69. SIMULACIÓN DE CONTROL PREDICTIVO. (HERRAMIENTA SICOMPC-SSMPC)	106
FIGURA 70. SIMULACIÓN DE CONTROL PREDICTIVO. (HERRAMIENTA SICOMPC-DMC).....	106
FIGURA 71. SIMULACIONES DE CONTROL PID. (HERRAMIENTA SICOMPC-PID).....	107
FIGURA 72. SIMULACIONES DE CONTROL PID. (HERRAMIENTA SYSQUAQUE).....	107

LISTA DE TABLAS

	PAG
TABLA 1. MÉTODO DE MURRILL PARA SINTONIZACIÓN CONTROLADOR P	63
TABLA 2. MÉTODO DE MURRILL PARA SINTONIZACIÓN DE CONTROLADOR PI.....	63
TABLA 3. CONSTANTES MÉTODO DE MURRILL PARA SINTONIZACIÓN DE CONTROLADOR PID.....	64

LISTA DE ANEXOS

	PAG
ANEXOS A. MANUAL DE USUARIO SICOMPC	113
ANEXOS B. GUÍA DE LABORATORIO DE CONTROL PREDICTIVO	132

SÍMBOLOS

N_u : Horizonte de control
 N_1 : Limite inferior del horizonte de predicción
 N_p : Horizonte de predicción
 T : Período de control
 N : Longitud del modelo de la planta
 d : Factor de ponderación de error de predicción
 I : Factor de ponderación de la señal de control predictivo
 r : Referencia del sistema
 y : Salida de la planta del proceso
 f : Respuesta libre del modelo de predicción
 e : Señal de error
 $G_c(s)$: Función de transferencia del controlador PID
 k_p : Ganancia proporcional del controlador PID
 T_d : Tiempo derivativo del controlador PID
 T_i : Tiempo integral del controlador PID
 N_d : Parámetro de filtro derivativo
 t : Constante de tiempo del proceso
 K_u : Ganancia última
 t_d : Retardo de la planta
 t_m : Tiempo muerto efectivo
 \hat{Y} : Salida del modelo de predicción
 G : Coeficientes de la respuesta al escalón
 g_N : Último coeficiente de la respuesta al escalón del sistema en lazo abierto
 G_f : Matriz dinámica de control de movimientos futuros
 G_p : Matriz dinámica de control de movimientos pasados
 Δu_f : Movimiento de control futuro
 Δu_p : Movimiento de control pasado
 u_p : Señal de control predictivo pasado
 u : Señal de control predictivo
 Δu : Señal de movimiento de control predictivo

ABREVIATURAS

MPC: Control Predictivo Basado en Modelos (*Model Predictive Control*)

DMC: Control por Matriz Dinámica (*Dynamic Matrix Control*)

SSMPC: Control Predictivo Basado en Modelo de Espacio de Estados
(*State Space Model Predictive Control*)

PID: Control Proporcional, Integral y Derivativo

QP: Programación Cuadrática (*Quadratic Programming*)

RESUMEN

TÍTULO:

HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA SIMULACIÓN DE SISTEMAS QUE OPERAN CON TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO

AUTOR:

Robin José Salcedo Buelvas.

PALABRAS CLAVES:

Control predictivo, Control Predictivo Basado en Modelos (MPC), Control por Matriz Dinámica (DMC), Control Predictivo con Modelos en Espacios de Estados (SSMPC), Control PID, Matlab.

DESCRIPCIÓN:

El presente trabajo muestra una introducción al control predictivo basado en modelos (MPC), mediante la implementación de una herramienta computacional de simulación desarrollada en Matlab, que nos permite comparar la estrategia de control predictivo frente al control PID para diferentes modelos de procesos. Luego de una breve introducción, se define la técnica de Control Predictivo, mediante la utilización del algoritmo de Control por Matriz Dinámica (DMC), y el algoritmo de Control Predictivo con Modelos en Espacios de Estados (SSMPC). Se presentan las estructuras de los algoritmos para el control con y sin restricciones en las variables del proceso; se describen los modelos de predicción, la ley de control, la función objetivo del controlador y la sintonización de sus parámetros.

Se define la técnica de control PID ideal, la metodología de identificación por la curva de reacción basada en el método Smith, criterios de sintonización PID tradicionales como Ziegler-Nichols, Cohen-Coon y criterios de errores integrales; adicionalmente se enuncian las ventajas y desventajas entre las técnicas de control predictivo y control PID.

Posteriormente se describe el desarrollo y la utilización de la herramienta computacional como tal; se realizan simulaciones con ejemplos y aplicaciones de diferentes procesos. Para finalizar, se presentan las conclusiones de la aplicación de la herramienta.

* **Proyecto de Grado**

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director: PHD. RODRIGO CORREA CELY.

SUMMARY

TITLE:

COMPUTATIONAL TOOL FOR THE SIMULATION OF SYSTEMS WHICH OPERATES WITH PREDICTIVE CONTROL TECHNIQUES

AUTHOR:

Robin Jose Salcedo Buelvas.

KEY WORDS:

Predictive control, *Model Predictive Control* (MPC), *Dynamic Matriz Control* (DMC), State Space Model Predictive Control (SSMPC), PID Control, Matlab.

DESCRIPTION:

The present work shows an introduction to predictive control based on models (MPC), through the implementation of a computational tool for simulation developed in Matlab, in which allows us to compare the strategy of predictive control against PID control for different process models. After a brief introduction, the technique of Predictive Control is defined, through the use of the algorithm of Dynamic Matrix Control (DMC), and the algorithm of States Spaces Model Predictive Control (SSMPC). The structures of the algorithms for the control come out with and without restrictions in process variables, the prediction models, the law of control, the objective function of the controller and the tuning of its parameters are described.

The technique for ideal PID control is defined, the identification methodology by the reaction curve based on Smith method, traditional tuning PID criteria such as Ziegler-Nichols, Cohen-Coon and integral errors criteria; besides, the advantages and disadvantages between the techniques of predictive control and control PID are enunciated.

After that, the development and the use of the computational tool is illustrated; simulations with examples and applications of different processes are perform. At the end conclusions about the tool's application are shown.

* **Proyecto de Grado**

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director: PHD. RODRIGO CORREA CELY.

INTRODUCCIÓN

El control predictivo tiene como objetivo resolver, de forma efectiva, problemas de control y automatización de procesos industriales, que presentan un comportamiento dinámico difícil, inestable, con retardo y perturbaciones. La estrategia de control utiliza el modelo matemático del proceso a controlar, para predecir el comportamiento futuro del sistema y en base a este comportamiento, puede predecir la señal de control.

El control predictivo soluciona situaciones complejas donde se necesita una mejora al control tradicional, y da posibilidad a la optimización del proceso, en situaciones con exigencias de seguridad, calidad y gestión económica de la planta, razón por la cual, ha despertado gran interés en la comunidad científica e industrial; además, es la forma más general de formular el problema de control en el dominio del tiempo y resulta fácil de aceptar por el personal de la industria.

El control predictivo basado en modelos se puede definir como una estrategia de control que se basa en la utilización de forma explícita de un modelo matemático interno del proceso a controlar (modelo de predicción), el cual se utiliza para predecir la evolución de las variables a controlar a lo largo de un horizonte temporal de predicción; de este modo, se pueden calcular las variables manipuladas futuras (señal de control futura) para lograr que en el horizonte de predicción, las variables controladas converjan a los valores de referencia. Una de las propiedades más atractivas del MPC es su formulación abierta, que permite la incorporación de distintos tipos de modelos de predicción, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema. [9]

El presente documento comprende siete capítulos. En el capítulo 1 se plantea la formulación del problema y la justificación de su solución; en el capítulo 2 se describen los objetivos y la metodología de desarrollo para la realización de la herramienta computacional; los capítulos 3 y 4 describen la teoría de la técnica de control predictivo, algoritmos de control, leyes de control, modelos de predicción y la función objetivo, entre otras características fundamentales de estos controladores. El capítulo 5, muestra el método de control PID ideal, la forma de identificación y sintonización. En el capítulo 6 se describe la herramienta como tal, su estructura, diagrama de funcionamiento y su configuración. El capítulo 7 muestra los resultados de simulaciones con la herramienta y para finalizar se presentan las conclusiones y algunas recomendaciones para trabajos futuros.

1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

1.1 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

El desarrollo del control avanzado en la industria promueve el uso de nuevas tecnologías que permiten el control y la supervisión de procesos de forma eficiente. A nivel local y específicamente en la Universidad Industrial de Santander, es preciso enfatizar el estudio y desarrollo de estas aplicaciones para contribuir al fortalecimiento del conocimiento en el área de control, debido a que solo se trabajan técnicas de control convencionales. Igualmente, se debe tener en cuenta la necesidad de disponer de una herramienta didáctica de cómputo, que permita interactuar con técnicas de control avanzado.

Teniendo en cuenta estos factores, es necesaria la formación de profesionales con conocimiento en técnicas avanzadas de control, desarrollando nuevas propuestas. Como alternativa, este proyecto propone la simulación del control predictivo aplicado a la dinámica de varios procesos, con la idea de visualizar las ventajas que ofrece el control predictivo sobre el control PID.

1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA

Ante la creciente evolución de las diversas técnicas en el control de procesos y observando la gran aplicabilidad del control predictivo, se necesita en la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad Industrial de Santander, fortalecer la línea de desarrollo en sistemas de control; por tal motivo, este trabajo de grado busca dar soporte a este problema mediante la utilización de una herramienta computacional que permita simular de manera didáctica las características del control predictivo aplicado a los diferentes procesos.

La justificación para implementar MPC es evidente cuando existe interacciones entre las variables, en procesos con dinámicas difíciles y cuando el número de restricciones aumenta. Por lo tanto, es interesante analizar el efecto del controlador predictivo y destacar las ventajas que ofrece respecto a otros controladores convencionales.

El desarrollo y uso de esta tecnología puede ser favorable porque se refleja en el aumento del rendimiento y en la operación de la planta, teniendo en cuenta las

restricciones operativas del proceso. Otra ventaja que ofrece el control predictivo en comparación con otros modelos de control clásico, es que opera cerca de las restricciones y además posee capacidad predictiva para conocer la evolución de la salida del proceso, minimizando la función objetivo para realizar un control óptimo.

El presente trabajo de grado soportará las herramientas computacionales educativas de la materia sistema de control de procesos, en la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, en la temática del control predictivo.

2. OBJETIVO DEL TRABAJO DE GRADO

2.1 OBJETIVO GENERAL

- Desarrollar una herramienta computacional que permita la simulación de plantas que operen mediante técnicas de control predictivo.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desarrollar la herramienta computacional en Matlab, que ilustre el diseño de los controladores predictivos MPC en donde se modifiquen los parámetros, horizontes de control, horizontes de predicción, entre otros.
- Desarrollar una guía de laboratorio para la implementación de la herramienta de simulación de control predictivo.
- Verificar los resultados obtenidos corriendo varios ejemplos que ilustren el análisis y diseño de un sistema de control predictivo utilizando la herramienta obtenida.

2.3 METODOLOGÍA DE DESARROLLO

Para cumplir con los objetivos propuestos fue necesario implementar una metodología de desarrollo para el presente trabajo de grado, resumida en los siguientes pasos:

Estudio bibliográfico: Hace referencia a la búsqueda bibliográfica de todos los temas tratados en el presente proyecto de grado, la fundamentación e identificación de los diferentes procesos controlados, las técnicas de control predictivo y adicionalmente se utiliza el algoritmo de control PID ideal con métodos de ajustes convencionales.

Técnica de control Predictivo: Corresponde a la escogencia de la técnica de control Predictivo, metodología y estructura de control.

MATLAB®: Consiste en una etapa de aprendizaje, adaptación y práctica de las distintas herramientas que posee el software MATLAB® para la simulación de sistemas de control y el desarrollo de la interfaz gráfica de la herramienta.

Implementación de la herramienta: Desarrollo del diseño de la herramienta; desarrollo del control predictivo y control PID Ideal, y por último la verificación de la herramienta mediante la simulación de diferentes modelos de procesos.

3. MARCO TEÓRICO

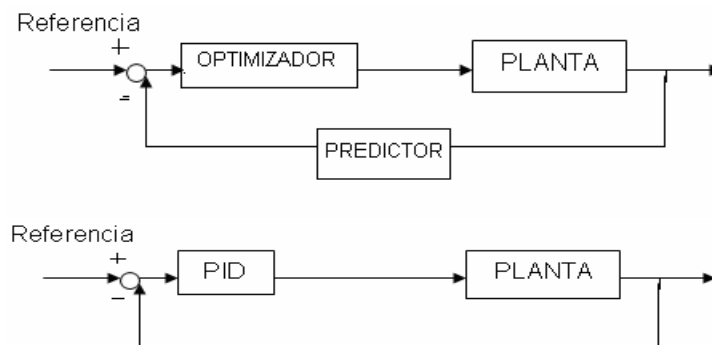
3.1 CONTROL PREDICTIVO Y CONTROL PID

Las metodologías del diseño de sistemas de control actuales se basan en la formulación de modelos lineales y no lineales para reflejar el comportamiento dinámico de un proceso. La aplicación del control predictivo usando un modelo lineal, permite conocer la evolución del proceso en un horizonte de predicción ante cualquier valor de la entrada; dicha evolución estará afectada de forma lineal por la influencia del pasado y del futuro.

El algoritmo clásico de control PID aún es válido para el mantenimiento de la estabilidad en las variables de calidad en la mayoría los procesos, pero presenta un problema fundamental; no está preparado para responder ante determinadas evoluciones dinámicas del proceso, caracterizadas por la aparición de importantes no linealidades, retardos puros, respuestas inversas y tampoco resuelve los problemas de acoplamiento entre diversas variables. Estos problemas inherentes a su propia concepción y diseño, son la causa de la inestabilidad del sistema. [1]

Debido al desarrollo de computadores digitales de alta velocidad y capacidad, es posible implementar por software algoritmos de control de alto rendimiento, entre los que destaca el algoritmo de control predictivo, que siendo lineal, presenta una enorme robustez, capaz de proporcionar una solución aceptable a la mayoría de los casos planteados. Sin embargo, para otros entornos desconocidos y con distintos modos de operación, podría ser necesario establecer las relaciones no lineales apropiadas entre las variables del proceso. La figura 1 muestra el diagrama de bloques del controlador predictivo y el controlador PID.

Figura 1. Diagramas de controlador predictivo y del controlador PID



Fuente: Autor

3.2 CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS

El Control Predictivo Basado en Modelos (MPC), constituye un campo muy amplio de métodos de control; integra diversas disciplinas como control óptimo, control estocástico, control de procesos con tiempos muertos y control con restricciones. El Control Predictivo no es una estrategia de control específica, sino que se trata más bien de un campo muy amplio de métodos de control desarrollados en torno a ciertas ideas comunes, [2].

Las ideas que aparecen en mayor o menor medida en toda la familia de controladores predictivos son básicamente:

- Uso explícito de un modelo para predecir la salida del proceso en instantes de tiempo futuros.
- Cálculo de las señales de control minimizando una función objetivo.
- Estrategia de horizonte de control deslizante, se aplica la primera señal de control en cada instante y se desecha el resto, luego se repiten los cálculos en cada instante de muestreo.

Los distintos algoritmos MPC difieren en el modelo usado para representar el proceso y en la función objetivo a minimizar.

El MPC es un tipo de control de naturaleza abierta dentro del cual se han desarrollado muchas aplicaciones, encontrando gran aceptación tanto en aplicaciones industriales como en el mundo académico. En la actualidad existen numerosas aplicaciones de controladores predictivos funcionando con éxito, tanto en la industria de procesos como en control de motores y la robótica, [9].

El MPC presenta una serie de ventajas sobre otros métodos, entre las que destacan [2-4]:

- Resulta particularmente atractivo para el personal sin conocimiento profundo de control, puesto que los conceptos resultan muy intuitivos, a la vez que la sintonización es relativamente fácil.
- Puede ser usado para controlar una gran variedad de procesos, desde aquellos con dinámica relativamente simple hasta otros más complejos.
- Posee intrínsecamente compensación del retardo.
- Resulta conceptualmente simple la extensión al tratamiento de restricciones, que pueden ser incluidas de forma sistemática durante el proceso de diseño.

- Es muy útil cuando se conocen las futuras referencias¹.
- Es una metodología completamente abierta basada en algunos principios básicos que permite futuras extensiones.

El MPC se presenta actualmente como una atractiva herramienta de control que permite incorporar criterios operacionales a través de la utilización de una función objetivo y restricciones para el cálculo de las acciones de control; el MPC se fundamenta en los siguientes elementos:

- Utiliza el modelo matemático del proceso para predecir la evolución futura de las variables controladas sobre un horizonte de predicción.
- La imposición de una estrategia de control para el cálculo de las variables manipuladas, optimizando una función objetivo.
- El establecimiento de una trayectoria deseada futura, de referencia, para las variables controladas.
- La aplicación del control siguiendo una política de horizonte móvil.

Esta técnica de control presenta también algunos inconvenientes, como la carga de cálculo numérico requerida para la solución de algunos algoritmos y la necesidad de disponer de un modelo apropiado del proceso. El algoritmo de diseño está basado en el conocimiento previo del modelo, pero resulta evidente que las prestaciones obtenidas dependen de las discrepancias existentes entre el modelo del proceso y el modelo de predicción usado.

3.3 ESTRATEGIA DEL CONTROL PREDICTIVO

La metodología de todos los controladores pertenecientes a la familia del MPC se caracterizan por la siguiente estrategia, [2]:

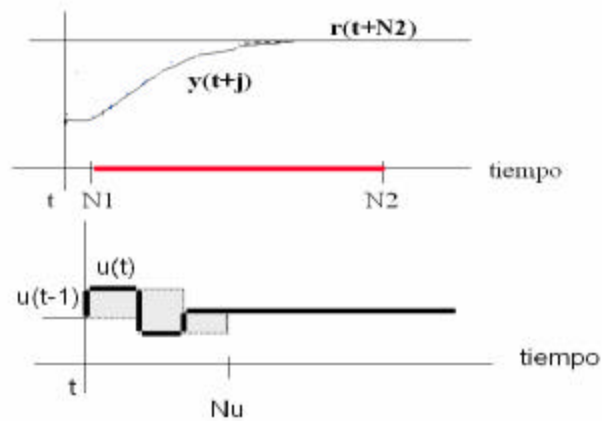
1. En cada instante t y haciendo uso del modelo del proceso se predicen las salidas futuras para un determinado horizonte de predicción N_p . Estas salidas predichas, $y(t+k/t), k=1..N$, dependen de los valores conocidos hasta el instante t (entradas y salidas pasadas) y de las señales de control futuras $u(t+k/t), k=0..N-1$.
2. El conjunto de señales de control futuras se calculan optimizando un criterio en el que se busca mantener el proceso lo mas próximo posible a la trayectoria de referencia $r(t+k/t)$ que puede ser directamente el puntote ajuste o una suave aproximación de una trayectoria conocida. Este criterio suele tomar la forma de una función cuadrática de los errores entre la salida predicha y la trayectoria de

¹ La referencia futura es implementada en la estrategia de control predictivo, con el fin de predecir el comportamiento del sistema sobre el horizonte de predicción.

referencia predicha, incluyendo en muchos casos el esfuerzo de control. Si el criterio es cuadrático, el modelo lineal y no existen restricciones, se puede obtener una solución explícita; en otro caso, se debe usar un método iterativo de optimización mediante Programación Cuadrática (QP).

3. La señal de control $u(t/t)$ es enviada al proceso, mientras que las siguientes señales de control calculadas son desechadas, puesto que en el siguiente instante de muestreo ya se conoce $y(t+1/t)$ y se repite el paso 1 con este nuevo valor y todas las secuencias son actualizadas. Se calcula por tanto $u(t+1/t+1)$, que en principio será diferente a $u(t+1/t)$ al disponer de nueva información. La figura 2 ilustra esta descripción.

Figura 2. Estrategia del control predictivo MPC

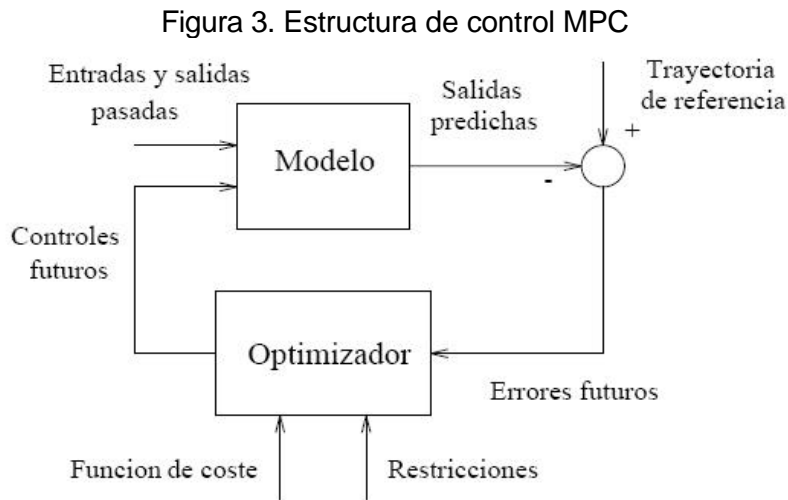


Fuente: autor

3.4 ESTRUCTURA DEL CONTROL PREDICTIVO

En la estructura del MPC, se usa un modelo para predecir las salidas futuras del proceso, basándose en las señales de control futuras. Estas señales son calculadas por el optimizador, teniendo en cuenta la función objetivo y las restricciones en las variables. El modelo de predicción elegido debe ser capaz de capturar la dinámica del proceso para poder predecir las salidas futuras; al mismo tiempo debe ser sencillo de usar y de comprender, [1].

La figura 3 muestra la estructura típica de un control MPC.



Fuente: Carlos Bordóns Alba, Control Predictivo, metodología, tecnología y nuevas perspectivas, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad de Sevilla [2].

3.5 ELEMENTOS DEL CONTROL PREDICTIVO

Todos los controladores predictivos de la familia MPC poseen elementos comunes, y para cada uno de estos elementos se pueden elegir diversas opciones, generando distintos algoritmos, [1]. Estos elementos son:

- Modelos de predicción.
- Función objetivo.
- Obtención de la ley de control.

3.5.1 Modelo de predicción

Un diseño completo para el sistema de control debe incluir los mecanismos necesarios para la obtención del mejor modelo de predicción posible, el cual debe capturar completamente la dinámica del proceso y debe ser capaz de permitir el cálculo de las predicciones, a la vez que sea intuitivo y permita un análisis teórico. El uso del modelo del proceso viene determinado por la necesidad del cálculo de la salida predicha en instantes futuros $y(t+k/t)$. Las diferentes estrategias de MPC pueden usar distintos modelos para representar la relación de las salidas con las entradas, algunas de las cuales serán variables manipuladas y otras se pueden considerar como perturbaciones medibles, que pueden ser compensadas por la acción comúnmente conocida por su nombre en inglés como *feedforward*.

3.5.1.1 Modelo de respuesta al impulso. También conocido como secuencia de ponderación o modelo de convolución. La salida está relacionada con la entrada por la ecuación,

$$y(t) = \sum_i^N h_i u(t-i) = H(z^{-1})u(t) \quad (3.4.1-1)$$

$$\text{siendo } h(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} \dots h_N z^{-N} .$$

Donde h_i son los valores muestreados obtenidos al someter el proceso a un impulso unitario de amplitud igual al periodo de muestreo. Esta suma es truncada y solo se consideran N valores (por tanto solo permite representar procesos estables y sin integradores). La ecuación para la salida del predictor es entonces:

$$y(t+k/t) = \sum_i^N h_i u(t+k-i/t) \quad (3.4.1-2)$$

Una gran ventaja de este método es que no requiere información previa sobre el proceso, con lo cual el proceso de identificación se simplifica. Además, permite modelar sistemas complejos como fase no mínima y sistemas con retardos. Sin embargo, esta representación sólo es válida para procesos estables. Un inconveniente de este método es el gran número de parámetros que necesita, ya que N suele ser un valor elevado.

3.5.1.2 Modelo respuesta ante escalón. La respuesta del sistema truncada es:

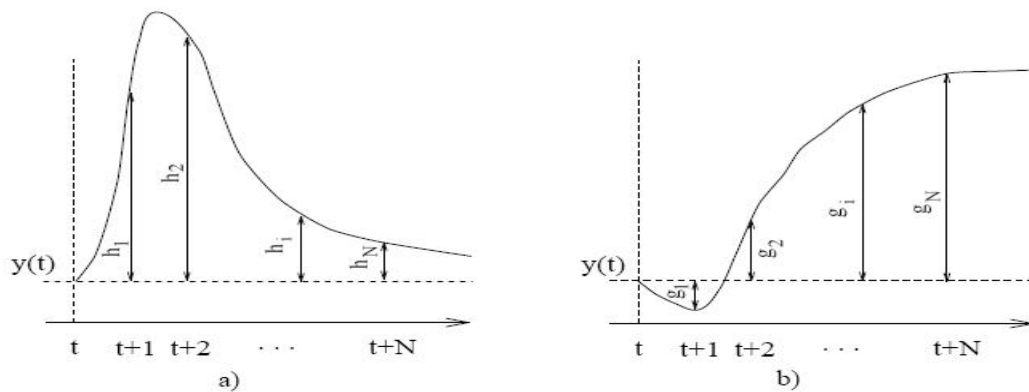
$$y(t) = \sum_i^N g_i \Delta u(t-i) = G(z^{-1})(1-z^{-1})u(t) \quad (3.4.1-3)$$

Donde $G(z^{-1}) = g_1 z^{-1} + g_2 z^{-2} \dots g_N z^{-N}$, y g_i son los valores muestreados ante la entrada a escalón, $\Delta u(t) = u(t) - u(t-1)$ son los movimientos de la señal de control del sistema. La salida del predictor es:

$$y(t+k/t) = \sum_i^N g_i \Delta u(t+k-i/t) \quad (3.4.1-4)$$

Este método presenta las mismas ventajas e inconvenientes que el anterior. La figura 4 muestra la respuesta ante un impulso unitario y ante un escalón.

Figura 4. Respuesta al impulso y respuesta al escalón



Fuente. Carlos Bordóns Alba, Control Predictivo, metodología, tecnología y nuevas perspectivas, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad de Sevilla, [2].

3.5.1.3 Modelo función de transferencia. La salida del sistema es:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) \quad (3.4.1-5)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} \dots a_{n^*a} z^{-n^*a} ; B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} \dots b_{n^*b} z^{-n^*b} \quad (3.4.1-6)$$

Donde na, nb son el orden respectivo de cada polinomio $A = B$. La salida del predictor del sistema esta representada por:

$$y(t+k/t) = \left(\frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \right) u(t+k/t) \quad (3.4.1-7)$$

Esta representación es válida también para procesos inestables y posee la ventaja de necesitar pocos parámetros, aunque es fundamental un conocimiento a priori del proceso, sobre todo en cuanto al orden de los polinomios A y B.

3.5.1.4 Modelo en Espacio de Estados. El modelo del sistema es:

$$\begin{aligned} x(t) &= a * x(t-1) + b * u(t-1) \\ y(t) &= c * x(t) \end{aligned} \quad (3.4.1-8)$$

Siendo x el estado, a , b y c las matrices dinámicas del sistema, [4]. El modelo del predictor para este sistema es:

$$y(t+k/t) = C * \hat{x}(t+k/t) + C \left[A^k x(t) + \sum_i^k A^{i-1} x(t) B u(t+k-i/t) \right] \quad (3.4.1-9)$$

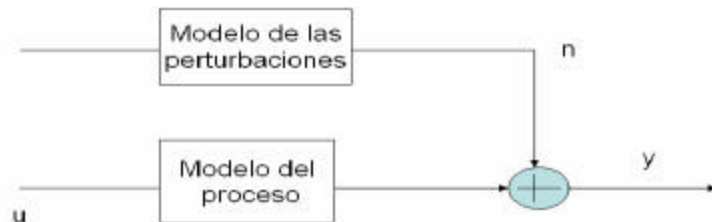
Esta representación permite analizar la estructura interna del proceso (aunque a veces los estados obtenidos al digitalizar no tienen ningún significado físico). Los cálculos pueden ser complicados, sin embargo, se hace necesario disponer de un observador cuando los estados no son medibles, [2].

3.5.1.5 Modelo de las perturbaciones. La elección del modelo utilizado para representar las perturbaciones es importante. Un modelo bastante extendido es el Autorregresivo Integrado de Media Móvil (Auto-Regressive and Integrated Moving Average, ARIMA), las diferencias entre la salida medida y la calculada por el modelo vienen dadas por la siguiente expresión:

$$n(t) = \left(\frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} \right) * e(t) \quad (3.4.1-10)$$

Donde el polinomio D incluye explícitamente el integrador $\Delta = 1 - z^{-1}$, $e(t)$ es el ruido en el sistema con media cero y normalmente el polinomio C se considera igual a uno. Este modelo se considera apropiado para tipos de perturbaciones con comportamientos aleatorios ocurridos en instantes aleatorios. Nótese que al incluir un integrador se consigue un control con error nulo en régimen permanente. En la figura 5 se muestra la estructura de este modelo.

Figura 5. Estructura del modelo del proceso más perturbaciones



Fuente: autor

Se define el siguiente modelo estocástico para las perturbaciones:

$$\text{Modelo ARX: } A(z^{-1}) * y(t) = B(z^{-1}) * u(t) + e(t) \quad (3.4.1-11)$$

Como caso particular del ARIMA se puede incluir la perturbación medible constante y el ruido del proceso aleatorio con media cero, ruido blanco.

$$n(t) = \left(\frac{1}{1 - z^{-1}} \right) e(t) \quad (3.4.1-12)$$

para el modelo de estas perturbaciones se asume que $n(t + k/t) = n(t)$.

3.5.2 Función objetivo del control MPC.

Los diferentes algoritmos de control predictivo utilizan diferentes funciones objetivo para la obtención de la ley de control. En primer lugar se considera la función objetivo:

$$J = [\hat{y}(t + k/t) - r(t + k)]^2 \quad (3.4.2-1)$$

Donde: $\hat{y}(t + k)$ es la salida de predicción en el instante $(t + k)$, y $r(t + k)$ es la referencia deseada. Para reducir variaciones en la variable manipulada o sobreactuaciones se puede utilizar la siguiente función objetivo, que además incluye la acción de los movimientos de control:

$$J = [\hat{y}(t + k/t) - w(t + k)]^2 + \Delta u(t + k - 1)^2 \quad (3.4.2-2)$$

Para incluir algunos sistemas de fase no mínima y sistemas inestables se utiliza la siguiente función objetivo que incluye horizontes de predicción y control mayores; en general, se persigue que la salida futura en el horizonte de predicción siga a una determinada señal de referencia al mismo tiempo que se puede penalizar el esfuerzo de control y la señal de error en la predicción. La expresión de la función objetivo es:

$$J(N_1 N_p N_u) = \sum_{k=N_1}^{N_p} d [\hat{y}(t + k/t) - r(t + k)]^2 + \sum_{k=1}^{N_u} I [\Delta u(t + k - 1)]^2 \quad (3.4.2-3)$$

Donde: d el coeficiente de ponderación del error de predicción y I es el coeficiente de ponderación de las señales de control; N_1 es el horizonte de predicción mínimo; N_p horizonte de control máximo; N_u horizonte de control y Δu son los movimientos de control.

En algunos métodos el segundo sumando, que considera el esfuerzo de control, no se tiene en cuenta mientras que en otros aparecen directamente los valores de la señal de control y no en función de sus incrementos. Es bueno aclarar que los

valores de la ponderación sobre el error de predicción y la ponderación de control deben ajustarse de tal forma que el comportamiento del control predictivo sea óptimo bajo el horizonte de predicción. [2-4]

3.5.3 Obtención de la ley de control

Para obtener los valores $u(t+k/t)$ es necesario minimizar la función objetivo (J). Para ello se calculan los valores de las salidas predichas $\hat{y}(t+k/t)$ en función de valores pasados de las entradas, salidas y de señales de control futuras, haciendo uso del modelo. Luego se sustituyen en la función objetivo y se obtiene una expresión cuya minimización conduce a los valores buscados. Para el criterio cuadrático si el modelo es lineal y no existen restricciones se puede obtener una solución analítica; para el caso con restricciones se debe usar un método iterativo de optimización cuadrática.

Si la solución no resulta trivial, existirán $(N_p - N_1 + 1)$ variables independientes. Además, se ha encontrado que esta estructura de la ley de control produce una mejora en la robustez y en el comportamiento general del sistema, debido fundamentalmente al hecho de que si se permite la libre evolución de las variables manipuladas, esto puede conducir a señales de control de alta frecuencia no deseables y que en el peor de los casos podrían conducir a la inestabilidad.

La ley de control se hace evidente en el concepto de horizonte de control N_u , que consiste en considerar que tras un cierto intervalo $N_u \leq N_p$ no hay variación en las señales de control propuestas, es decir:

$$\Delta u(t+k-1) = 0 \text{ para } k > N_u \quad (3.4.3-1)$$

que es equivalente a dar pesos de ponderaciones infinitas a los cambios en el control a partir de cierto instante. El caso límite será considerar N_u igual a 1 con lo que todas las acciones futuras serian iguales a $u(t)$.

3.6 SINTONIZACIÓN DEL CONTROL PREDICTIVO

Es recomendable escoger los parámetros del control MPC de tal forma que se reconozca la naturaleza de la respuesta del sistema en todo el desarrollo de predicción del controlador. La sintonización engloba algunos pasos para una correcta selección de los parámetros del control predictivo y está basada en una serie de resultados de aplicaciones de controladores predictivos en la industria por lo que se recomiendan las siguientes opciones:

3.6.1 Parámetros de control

N_1 y N_p son los horizontes mínimos y máximos de predicción y N_u es el horizonte de control, que no tiene que coincidir con el horizonte máximo ($N_u \leq N_p$). Los valores N_1 y N_p , marcan los límites de los instantes en que se desea que la salida siga a la referencia, donde se quiere conocer la salida predicha del sistema. Así, si se toma un valor grande de N_1 es porque no importa que haya errores en los primeros instantes, lo cual provoca una respuesta suave del proceso. Para procesos con tiempo muerto (t_d), no tiene sentido que N_1 sea menor que al tiempo muerto del sistema, debido a que la salida no evoluciona hasta el instante $(t + d)$. Además, si el proceso es de fase no mínima, este parámetro permite eliminar de la función objetivo los primeros instantes de respuesta inversa.

Cuando $N_p = t_d + 1$ el controlador predictivo realiza el mínimo prototipo de control, ya que trabaja con el mínimo horizonte de predicción. Cuando el horizonte de control es el mínimo $N_u = 1$, se recomienda que el horizonte de predicción abarque hasta el 60% de la dinámica del sistema en lazo abierto, [7]. Si $N_u > 1$, se recomienda que el horizonte de predicción abarque el 99 % de la dinámica del sistema ya que al implementar la estrategia de horizonte móvil se incurre en errores, debido a que se recalculan mas movimientos de control en la función objetivo.

El periodo de control (T) del sistema debe ser menor al 10% de la constante de tiempo del sistema, sin importar el modelo del sistema; para plantas inestables difíciles de modelar mediante procesos de identificación a lazo abierto, se recomienda implementar un período de control que describa adecuadamente la dinámica de la planta, para que el controlador MPC realice las predicciones conociendo la dinámica real del proceso, [7].

El Horizonte de control normalmente es ajustado para que se cumpla que $N_u * T$ sea aproximadamente el 60% de la evolución temporal del sistema. Cuando $N_u = N_p$, se considera el mínimo prototipo de control. Si N_u es pequeño el control es más robusto y es más insensible al error del modelo.

3.6.2 Coeficientes de ponderación.

El coeficiente de error de predicción (\mathbf{d}) y el coeficiente de las señales de control (\mathbf{I}), son secuencias que ponderan el comportamiento futuro. Usualmente se consideran valores constantes o secuencias exponenciales.

Si el coeficiente de ponderación de error sobre la predicción (\mathbf{d}) está comprendido entre 0 y 1 indica que se penalizan más a los errores más alejados del instante t , dando lugar a un control más suave y con menor esfuerzo. Si por el contrario, $\mathbf{d} > 1$, se penalizan más los primeros errores, provocando un control más fuerte o más riguroso. Un criterio de sintonización es la implementación empírica sobre las características de respuestas del sistema o mediante la inclusión de la trayectoria de referencia de tipo exponencial, en donde depende de los valores del parámetro de la trayectoria de referencia (\mathbf{a}) y el horizonte de control, se puede penalizar los errores sobre la trayectoria definida.

$$\mathbf{d} = \mathbf{a}^{N_p - 1} \quad (3.6.2-1)$$

En cuanto a las ponderaciones de control \mathbf{I} , si es cero se penaliza solo el error de predicción sin reducir las actuaciones de las variables manipuladas y la ganancia del controlador es muy sensible al horizonte de control. Se suele ajustar este criterio en determinadas ocasiones. Cuando $\mathbf{I} > 0$ las acciones de control aumentan, generando señales de control más fuertes debido a las sobreactuaciones de la señal de control en el sistema, lo que puede ocasionar inestabilidad.

Todos estos valores pueden ser usados como parámetros de sintonización del controlador MPC obteniendo un abanico muy amplio de posibilidades con lo que se puede cubrir una extensa gama de opciones, desde un control estándar, hasta una estrategia diseñada para un proceso en particular.

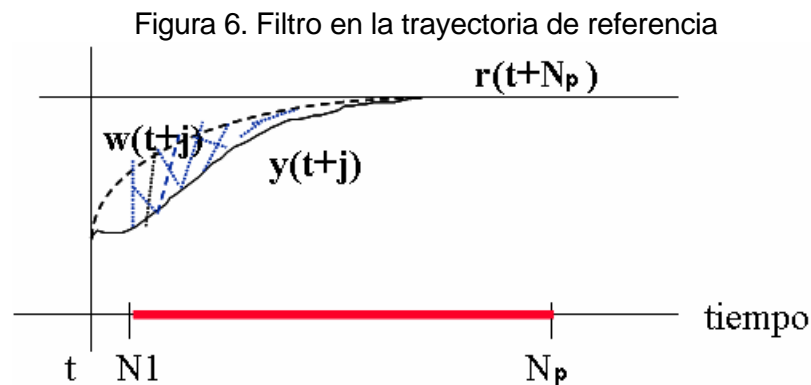
3.6.3 Trayectoria de referencia

En muchas aplicaciones la evolución futura de la referencia $r(t+k)$ es conocida anticipadamente como en robótica. En otras aplicaciones, se consigue una mejora de prestaciones simplemente conociendo el instante de cambio de valor de la referencia y adelantándose a esa circunstancia en el futuro.

En el criterio de minimización de la función objetivo del control predictivo MPC, la mayoría de los métodos suelen usar una trayectoria de referencia $w(t+k)$ que no tiene por que ser igual a la referencia real del sistema $r(t+k)$, sino es una suave aproximación, desde el valor actual de la salida $y(t)$ a la referencia conocida mediante un sistema de primer orden:

$$w(t) = y(t) \quad \text{y} \quad w(t+k) = aw(t+k-1) + (1-a)r(t+k), k = 1 \dots N_p \quad (3.5.3-1)$$

Donde a es un parámetro comprendido entre 0 y 1 (mientras mas próximo esté a 1 mas suave será la aproximación) que constituye un valor ajustable que influye en la respuesta dinámica del sistema. En la figura 6 se muestra la referencia constante $r(t+k)$ y la referencia filtrada $w(t+k)$ para un determinado valor de a .



3.7 RESTRICCIONES DE SEGURIDAD

En la práctica, todos los procesos están sujetos a restricciones. Los actuadores tienen un campo limitado de acción así como una determinada velocidad de cambio; razones de seguridad o bien los propios alcances de los sensores pueden causar límites en las variables de proceso. Además, normalmente las condiciones de operación vienen definidas por la intersección de ciertas restricciones, con lo que el sistema de control operará cerca de los límites.

Muchos algoritmos predictivos tienen en cuenta el tema de las restricciones y debido a esto, han tenido gran éxito en la industria. Normalmente se consideran límites en la amplitud de las salidas, en la señal de control y en sus incrementos, [2].

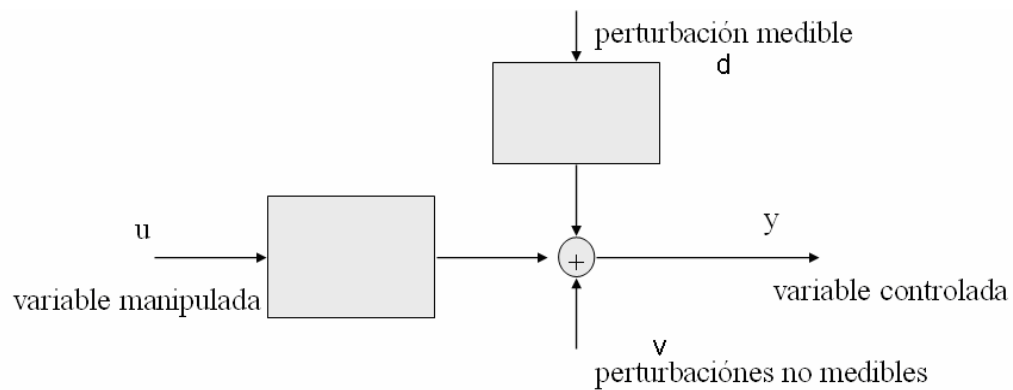
4. ALGORITMOS DE CONTROL PREDICTIVO

- DMC: Control por Matriz Dinámica (Dynamic Matrix Control).
- SSMPC: Control Predictivo Basado en Modelo de Espacio de Estados (State Space Model Predictive Control).

4.1. MODELO DE PREDICCIÓN DEL REGULADOR DMC

El modelo de la planta del proceso incluyendo perturbaciones, se muestra en la figura 7.

Figura 7. Modelo de la planta del proceso. (Control DMC)



Fuente: Autor

El regulador DMC, utiliza el modelo de predicción de respuesta ante el escalón, dado por:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta d(t-i) + v(t) \quad (4.1-1)$$

Donde $y(t)$ es la salida del proceso o variable controlada; $u(t)$ es la variable manipulada o señal de control; $d(t)$ es la perturbación medible y $v(t)$ representa el efecto de las perturbaciones no medibles. g_i son los coeficientes de la respuesta al escalón y d_i son los coeficientes del modelo de la perturbación medible. A partir de este modelo de predicción deben calcularse las predicciones de la salida en instantes futuros de tiempo $(t+k)$ y a lo largo de un horizonte de predicción para $k = 0 \dots N_p$.

Para el cálculo de las predicciones $\hat{y}(t+k/t)$ se sustituye t por $(t+k)$ en el modelo de predicción. Además, para facilitar la solución del problema de optimización es conveniente separar aquellos términos sumatorios que dependen sólo de valores pasados (y que por tanto son conocidos en el instante t) y los que dependen de las acciones presentes y futuras $u(t+k)$:

$$y(t+k) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=1}^k d_i \Delta d(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} d_i \Delta d(t+k-i) + v(t+k) \quad (4.1-2)$$

En esta expresión el valor de las perturbaciones futuras $d(t+k)$ es desconocido, por lo que se supone que la mejor estimación de $d(t+k)$ es su valor actual $d(t)$.

$$d(t+k) = d(t) = y(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) - \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta v(t-i) \quad (4.1-3)$$

La salida de predicción incluyendo las perturbaciones es:

$$\hat{y}(t+k) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=1}^k d_i \Delta v(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} d_i \Delta v(t+k-i) + v(t+k) \quad (4.1-4)$$

De forma compacta, la expresión de la salida del predictor es:

$$\hat{y}(t+k) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + f \quad (4.1-5)$$

Donde f representa la respuesta libre del sistema dada por:

$$f = y(t) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} d_i \Delta d(t+k-i) - \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta d(t-i) + \sum_{i=1}^k d_i \Delta d(t+k-i) \\ f = y(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} (d_{k+i} - d_i) \Delta d(t-i) + \sum_{i=1}^k d_i \Delta d(t+k-i) \quad (4.1-6)$$

Si $\Delta u(t+k)$ es igual a cero para $k = 0 \dots N_p$, la salida de predicción es igual a la respuesta libre del sistema; $\hat{y}(t+k/t) = f$ de ahí que f se puede ver como una estimación de la respuesta libre del sistema. Sin embargo no es muy útil porque envuelve un número infinito de sumandos; en procesos asintóticamente estables los coeficientes de la respuesta ante un escalón $g(s)$, tienden a un valor

constante de acuerdo a la longitud del modelo; de esta forma, la respuesta libre del sistema se expresa como:

$$f = y(t) + \sum_{i=1}^N (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^N (d_{k+i} - d_i) \Delta d(t-i) + \sum_{i=1}^k d_i \Delta d(t+k-i) \quad (4.1-7)$$

Donde N (longitud del modelo) es un número para el cual,

$$g_{k+i} - g_i \cong 0 \quad d_{k+i} - d_i \cong 0 \quad i > N, \quad k = N1, \dots, N_p \quad (4.1-8)$$

La aplicabilidad de esta expresión está limitada a procesos estables. Por otro lado, debe notarse que incorpora el efecto de la perturbación medible $d(t)$, aunque la hipótesis planteada de la perturbación actual igual a la futura se corrige en cada período de muestreo debido a la política de horizonte móvil. [3;6]

La salida del modelo de predicción del regulador DMC en forma matricial, es [3]:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \hat{y}(k+2) \\ \hat{y}(k+3) \\ \hat{y}(k+4) \\ \hat{y}(k+N_p) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} g_{N1} & \dots & g_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ g_{N1+1} & \dots & g_2 & g_1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N_p} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & g_{N_p-N_u+1} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \\ \hat{Y} & \quad \quad \quad G_f \quad \quad \quad \Delta u_f \\ + \begin{bmatrix} g_2 & g_3 & g_4 & \dots & \dots & g_{N-2} & g_{N-1} \\ g_3 & g_4 & g_5 & \dots & \dots & g_{N-1} & 0 \\ g_4 & \dots & \dots & \dots & g_{N-1} & \dots & 0 \\ g_{k+1} & g_{k+2} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N_p+1} & g_{N_p+2} & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta u(k-1) \\ \Delta u(k-2) \\ \Delta u(k-3) \\ \Delta u(k-N+3) \\ \Delta u(k-N+2) \end{bmatrix} + g_N * \begin{bmatrix} u(k-N+1) \\ u(k-N+2) \\ u(k-N+3) \\ u(k-N+N_u) \\ u(k+N+N_p) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} dw(k+1) \\ dw(k+2) \\ dw(k+3) \\ dw(k+N_u) \\ dw(k+N_p) \end{bmatrix} \\ & \quad \quad \quad G_p \quad \quad \quad \Delta u_p \quad \quad \quad u_p \quad \quad \quad dw \quad (4.1-9) \end{aligned}$$

La salida de predicción del regulador en forma más compacta es:

$$\hat{Y} = G_f * \Delta u_f + G_p * \Delta u_p + g_N * u_p + dw; \quad (4.1-10)$$

\hat{Y} : Salida de predicción DMC.

G_f : Matriz dinámica de control de movimientos futuros.

G_p : Matriz dinámica de control de movimientos pasados

Δu_f : Movimientos de control futuros

Δu_p : Movimientos de control pasados

u_p : Señal de control pasado.

dw : Término que incorpora la adición de las Perturbaciones medibles y perturbaciones no medibles al modelo de predicción.

$$dw(t+j) = d(t+j) + v(t+j) = d(t) + v(t)$$

g_N : Último coeficiente de la respuesta al escalón.

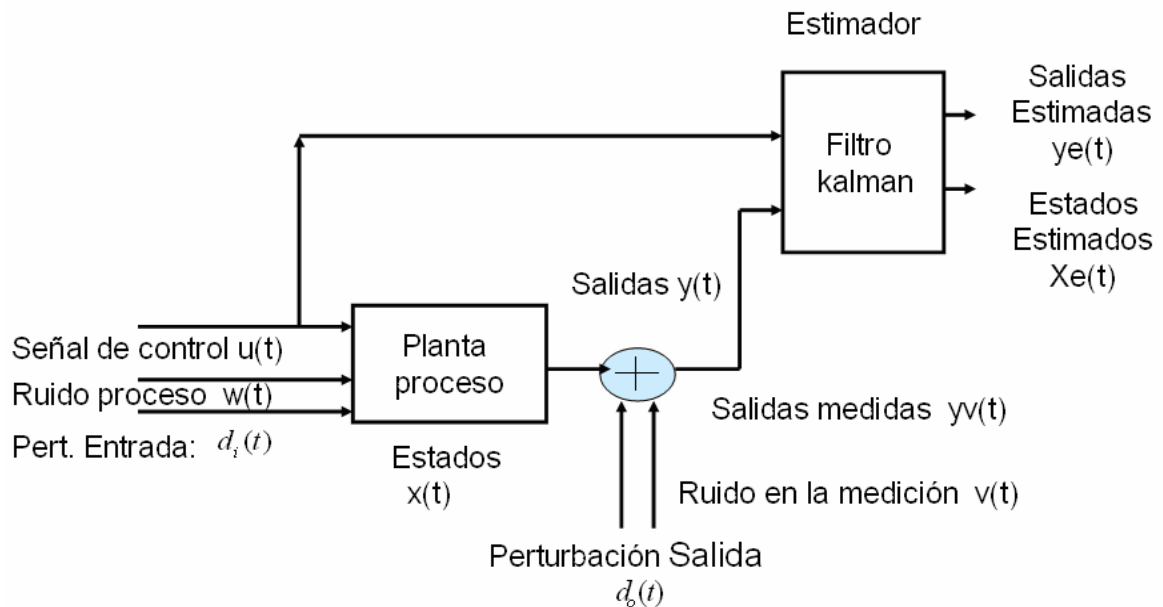
N_p : Horizonte de predicción.

N_u : Horizonte de control.

4.2 MODELO DE PREDICCIÓN DEL REGULADOR SSMPC

El modelo de la planta del proceso incluyendo perturbaciones, se muestra en la figura 8.

Figura 8. Modelo de la planta del proceso. (Control SSMPC)



Fuente: Autor

EL modelo de predicción del regulador SSMPC es;

La salida de predicción en espacios de estados:

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + Bw(k) + Bd_i(k) \\ \hat{y}(k+1) &= Cx(k+1) + v(k+1) + d_o(k+1)\end{aligned}\quad (4.2.-1)$$

Ahora para $(k+2)$ la salida de predicción es:

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+2) &= A * x(k+1) + B * u(k+1) + B * w(k+1) + B * d_i(k+1) \\ \hat{y}(k+2) &= C * x(k+2) + v(k+2) + d_o(k+2)\end{aligned}\quad (4.2.-2)$$

La expresión anterior se puede escribir como:

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+2) &= A * (Ax(k) + Bu(k) + Bw(k) + Bd_i(k)) + B(u(k+1) + w(k+1) + d_i(k+1)) \\ \hat{x}(k+2) &= A^2 x(k) + BAu(k) + Bu(k+1) + ABw(k) + ABd_i(k) + Bw(k+1) + Bd_i(k+1) \\ \hat{y}(k+2) &= Cx(k+2)\end{aligned}\quad (4.2.-3)$$

Recursivamente se tiene la expresión de predicción:

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+n) &= A^n x(k) + A^{n-1} B(u(k) + w(k) + d_i(k)) + A^{n-2} B(u(k+1) + w(k+1) + d_i(k+1)) \\ &\quad + B * (u(k+n-1) + w(k+n-1) + d_i(k+n-1)) \\ \hat{y}(k+n) &= C * \hat{x}(k+n)\end{aligned}\quad (4.2.-4)$$

d_i : Perturbación medible en la entrada del proceso.

d_o : Perturbación medible en la salida del proceso.

w : Ruido del proceso.

v : Ruido de medición.

Se obtiene la expresión general para la salida del regulador SSMPC, [3]:

$$\hat{y}(t+k/t) = C * \hat{x}(t+k/t) + C \left[A^k x(t) + \sum_i^k A^{i-1} x(t) * B * u(t+k-i/t) \right]\quad (4.2.-5)$$

Para el modelo de la planta del proceso y el modelo de las perturbaciones, el ruido del proceso w y el ruido de medición v son secuencias aleatorias de media cero, [11] esto es:

$$e(w(t)) = 0; e(v(t)) = 0;\quad (4.2.-6)$$

y no presentan correlación en el tiempo, es decir son ruido blanco:

$$e(w(i) * w(j)^T) = 0; e(v(i) * v(j)^T) = 0, i \neq j \quad (4.2.-7)$$

y tienen covarianza o niveles de ruido iguales a :

$$e(w(t) * w(t)^T) = Q(t); e(v(t) * v(t)^T) = R(t); \quad (4.2.-8)$$

Donde las matrices de covarianzas $Q(t)$ y $R(t)$ son simétricas y positivas semidefinidas. Las matrices A, B, C, D, Q y R son conocidas en todo momento. Además, Se asume que las perturbaciones medibles sobre el horizonte de predicción son iguales en todo tiempo:

$$d_i(t+1) = d_i(t); d_o(t+1) = d_o(t); \quad (4.2.-9)$$

En cuanto a las perturbaciones no medibles en el horizonte de control, se estiman con la señal de ruido actual con el fin de no agregar errores en la función objetivo del controlador, debido a que la introducción de ruido en el horizonte de predicción aleja las predicciones del objetivo real, y la referencia del sistema. Por tal razón en la función objetivo del regulador SSMPC el ruido se modela de la siguiente forma:

$$w(t+1) = w(t); v(t+1) = v(t) \quad (4.2.-10)$$

La predicción de los estados del algoritmo de control SSMPC de forma compacta es [4]:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}(k+1) \\ \hat{x}(k+2) \\ \hat{x}(k+3) \\ \hat{x}(k+4) \\ \hat{x}(k+N_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ A^2 \\ A^3 \\ A^4 \\ A^{N_p} \end{bmatrix} * x(k) + \begin{bmatrix} B & 0 & 0 & 0 & 0 \\ A*B & B & 0 & 0 & 0 \\ A^2*B & A*B & .. & 0 & 0 \\ A^3*B & A^2*B & .. & .. & 0 \\ A^{N_p-1}*B & A^{N_p-2}*B & .. & .. & B \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \\ u(k+Nu-2) \\ u(k+Nu-1) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} B \\ A*B \\ A^2*B \\ A^3*B \\ A^{N_p-1}*B \end{bmatrix} * w(k) + \begin{bmatrix} B \\ A*B \\ A^2*B \\ A^3*B \\ A^{N_p-1}*B \end{bmatrix} * d_i(k) \quad (4.2-11)$$

La salida de modelo de Predicción es:

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \hat{y}(k+2) \\ \hat{y}(k+3) \\ \hat{y}(k+4) \\ \hat{y}(k+N_p) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} C * A \\ C * A^2 \\ C * A^3 \\ C * A^4 \\ C * A^{N_p} \end{bmatrix} * x(k) + C \begin{bmatrix} B & 0 & 0 & 0 & 0 \\ A * B & B & 0 & 0 & 0 \\ A^2 * B & A * B & .. & 0 & 0 \\ A^3 * B & A^2 * B & .. & .. & 0 \\ A^{N_p-1} * B & A^{N_p-2} * B & .. & .. & B \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \\ u(k+Nu-2) \\ u(k+Nu-1) \end{bmatrix} \\
 \hat{Y} & \quad \hat{C} & \quad G_f & \quad u_f(t) \\
 + C * \begin{bmatrix} B \\ A * B \\ A^2 * B \\ A^3 * B \\ A^{N_p-1} * B \end{bmatrix} * w(k) + C * \begin{bmatrix} B \\ A * B \\ A^2 * B \\ A^3 * B \\ A^{N_p-1} * B \end{bmatrix} * d_i(k) + \begin{bmatrix} d_o(k+1) \\ d_o(k+1) \\ d_o(k+1) \\ d_o(k+1) \\ d_o(k+1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v(k+1) \\ v(k+1) \\ v(k+1) \\ v(k+1) \\ v(k+1) \end{bmatrix} & \quad (4.2-12) \\
 G_{fw} & \quad G_{fd_i} & \quad D_o & \quad V
 \end{aligned}$$

\hat{Y} : Salida del modelo de predicción SSMPC

G_f : Matriz dinámica de controles futuros.

G_{fw} : Matriz dinámica del ruido del proceso.

G_{fd_i} : Matriz dinámica de las perturbaciones de entrada.

D_o : Perturbaciones medibles, a la salida de la planta.

V : Ruido en la medición, a la salida de la planta.

\hat{C} : Matriz dinámica de la predicción de los estados.

$u_f(t)$: Señales de control futuras.

La respuesta libre del modelo de predicción es:

$$f = C * x(t) + B * u(t) + B * (w(t) + d_i(t)) + d_o(t) + v(t); \quad (4.2.-13)$$

La salida de predicción del regulador SSMPC en forma compacta en función de las señales de control es:

$$\hat{Y} = \hat{C} * x + G_f * u_f + G_{fw} * w + G_{fd_i} * d_i + D_o + V; \quad (4.2.-14)$$

Las dimensiones de las matrices empleadas aumentan con el horizonte de predicción y el horizonte de control, hecho que incrementa la complejidad en el cálculo de este tipo de controlador.

Una cuestión a destacar es la obtención de los estados del sistema. Como se puede observar en el modelo de predicción, es necesario el conocimiento del vector del estado (x). Cuando los estados no son accesibles por presencia de ruido, esta situación se resuelve mediante el uso de un observador. Se plantea la obtención del vector de estados mediante la utilización del estimador de estados de Kalman, [2;4].

4.3 ESTIMADOR DE ESTADOS KALMAN

El filtro de kalman es un procedimiento matemático que opera por medio de un mecanismo de predicción y corrección. En esencia, este algoritmo pronostica el nuevo estado² a partir de su estimación previa añadiendo un término de corrección proporcional al error de predicción, de tal forma que este último se minimice estadísticamente, [12].

4.3.1 Algoritmo discreto del filtro de kalman.

El filtro de Kalman consiste en un conjunto de ecuaciones matemáticas que proveen una solución recursiva óptima, por el método de mínimos cuadrados. La meta de esta solución consiste en calcular un estimador lineal, y óptimo del estado de un sistema en (t) que se actualice con base en la información disponible en ($t-1$).

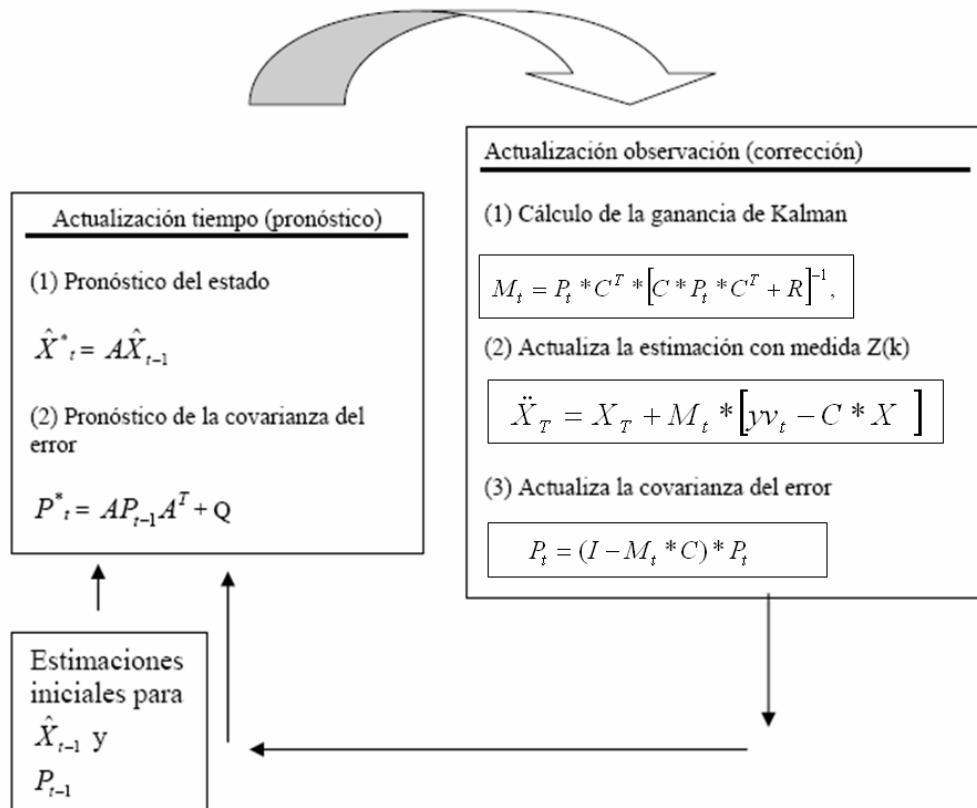
La solución es óptima por cuanto el filtro combina toda la información observada y el conocimiento previo acerca del comportamiento del sistema para producir una estimación del estado de tal manera que el error es minimizado estadísticamente, [11].

Las ecuaciones que actualizan el tiempo pueden también ser pensadas como ecuaciones de pronóstico, mientras que las ecuaciones que incorporan nueva información pueden considerarse como ecuaciones de corrección. Efectivamente, el algoritmo de estimación final puede definirse como un algoritmo de pronóstico-corrección para resolver numerosos problemas. Así el filtro de Kalman funciona por medio de un mecanismo de proyección y corrección al pronosticar el nuevo estado, y corregir la proyección con la nueva medida.

En forma grafica el filtro de kalman se descompone como lo muestra la figura 9.

² El estado contiene toda la información relativa al sistema en un cierto punto en el tiempo.

Figura 9. Visión completa estimador de estados kalman



Fuente: Álvaro Solera Ramírez, filtro de kalman, Documento de trabajo del Banco Central de Costa Rica, elaborado en la División Económica, Departamento de Investigaciones Económicas, [2003].

El segundo grupo de ecuaciones son responsables de la retroalimentación, es decir, incorporan nueva información dentro de la estimación anterior con lo cual se llega a una estimación mejorada del estado, [12].

Se supone por el momento que sin usar la medición actual $y(k)$ se tiene un estimado del estado al momento de la medición, el cual se denota mediante $xp(k)$. El problema que resuelve el filtro de Kalman es cómo actualizar dicho estimado, basado en las mediciones actuales. En [10] se demuestra que la solución viene dada en forma recursiva mediante las siguientes ecuaciones:

- **Actualización por la medición:** se realiza inmediatamente después de tomar las observaciones salida $yv(k)$, salida medida con ruido:

$$xe(k+1) = xp(k) + L(k) * [yv(k) - C(k) * xp(k)] \quad (4.3.1-1)$$

Donde la matriz $L(k)$ es la ganancia del filtro de Kalman y varía en cada período de muestreo mediante la siguiente fórmula:

$$L(k) = P(k) * C(k)^T * R^{-1}; \quad (4.3.1-2)$$

$P(k)$ Es la matriz de covarianza del error en el estimado de la medición de $xe(k)$, es decir del error de $xe(k)$, viene dada por:

$$P(k) = M(k) - M(k) * C(k)^T * [C(k) * M(k) * C(k)^T + R]^{-1} * C(k) * M(k) \quad (4.3.1-3)$$

$M(k)$ es la matriz de covarianza del error del vector $xp(k)$ y se calcula de manera recurrente.

➤ **Actualización en el tiempo:** La propagación en el tiempo se puede calcular antes del muestreo siguiente. Siendo $G = B$;

$$M(k+1) = A(k) * P(k) * A(k)^T + G(k) * Q(j) * G(k)^T \quad (4.3.1-4)$$

El vector $xp(k)$ también se calcula de manera recurrente mediante la fórmula:

$$xp(k+1) = A * xe(k) + B * u(k) \quad (4.3.1-5)$$

El filtro de Kalman se calcula para cada período de muestreo evaluando la recurrencia vista anteriormente, donde se deben asumir valores iniciales para $xp(0)$ y $P(0)$.

Las ecuaciones que constituyen el filtro de kalman minimizan el error de estimación y se obtienen haciendo una optimización por criterio de mínimos cuadrados:

$$Jk = [x(k) - xe(k)]P(k)^{-1} * [x(k) - xe(k)]^T + [C(k) * x(k) - y(k)] * R^{-1} * [C(k) * x(k) - y(k)]^T \quad (4.3.1-6)$$

La metodología final del estimador de estados kalman implementada en este trabajo fue:

1. Calcular la ganancia del estimador Kalman L y M.
2. Medir la respuesta del sistema en presencia del ruido (yv).
3. Generar un pronóstico del estado en (t+1) desde el conocimiento del estado en (t) mediante las condiciones iniciales.

4. Generar un pronóstico mejorado del estado de forma que el error se minimice estadísticamente.

4.4 PROBLEMA DE CONTROL

Si se desea que las predicciones estén próximas a unos valores de referencia deseados $r(t+k)$, entonces puede plantearse el problema de control para obtener la secuencia de valores presentes y futuros de la variable manipulada u , que minimizan la función objetivo del control:

$$J(N_p, N_u) = \sum_{k=1}^{N_p} d [\hat{y}(t+k/t) - r(t+k)]^2 + \sum_{k=1}^{N_u} I \Delta u(t+k-1)^2 \quad (4.4-1)$$

donde no sólo se penalizan las desviaciones de las predicciones de la salida $\hat{y}(t+k)$ sobre sus valores deseados $r(t+k)$, sino también los cambios de la variable manipulada $\Delta u(t+k)$ de acuerdo al coeficiente de ponderación de control I a fin de conseguir un control deseado para mejorar comportamiento del sistema.

Si $r(t+N_p)$ es conocido, se sigue una trayectoria planificada. En el caso más frecuente, $r(t)$ es constante y $r(t+N_p)$ se hace igual a $r(t)$. Si la referencia es variable, $r(t)$ es diferente a $r(t+N_p)$.

Si ahora se sustituye la expresión de las predicciones en la función objetivo del control MPC, resulta una función cuadrática de $\Delta u(t+k)$, para $k=0 \dots N_p-1$, sobre el horizonte de predicción, y puede calcularse fácilmente la secuencia de valores que minimizan J , [2;8].

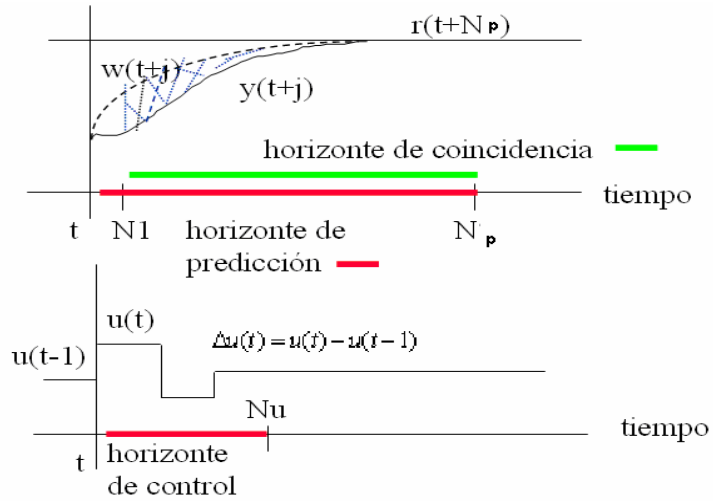
Se calcula $\Delta u(t+k)$ de tal forma que se minimice la función objetivo:

$$\min(j) = \sum_{k=1}^{N_p} d [\hat{y}(t+k/t) - r(t+k)]^2 + \sum_{k=1}^{N_u} I * \Delta u(t+k-1)^2 \quad (4.4-2)$$

Normalmente se impone alguna condición o estructura sobre los valores de $\Delta u(t+k)$; suele hacerse que la variable manipulada permanezca constante después de un cierto número N_u , de períodos de muestreo, $\Delta u(t+k)=0$ para $k \geq N_u$. De este modo se favorecen las soluciones estables y se reduce la dimensionalidad del problema de (N_p-1) a (N_u) incógnitas, facilitando los cálculos

de desempeño para la función objetivo del regulador. La figura 10 muestra en forma grafica el calculo de $\Delta u(t+k)$.

Figura 10. Función de objetivo para el cálculo de $\Delta u(t+k)$



Fuente: Autor

Se define el vector de control futuro:

$$\Delta \mathbf{u}(t)' = [\Delta u(t), \Delta u(t+1), \dots, \Delta u(t+Nu-1)] \quad (4.4-3)$$

siendo el vector de errores futuros de la respuesta libre del sistema,

$$\mathbf{e}_0' = [r(t+N_1) - f_{N_1}, r(t+N_1+1) - f_{N_1+1}, \dots, r(t+N_p) - f_{N_p}] \quad (4.4-4)$$

y la función de objetivo del controlador MPC,

$$J = \Delta \mathbf{u}'(t) [\mathbf{G}' \mathbf{G} + \mathbf{I} \mathbf{I}] \Delta \mathbf{u}(t) - 2 \mathbf{e}_0' \mathbf{G} \Delta \mathbf{u}(t) + \mathbf{e}_0' \mathbf{e}_0 \quad (4.4-5)$$

Si no existen restricciones en las variables del proceso, la minimización de la función objetivo se puede hacer de forma analítica calculando la derivada de J e igualándola a cero.

$$\begin{aligned} \min J &= \Delta \mathbf{u}'(t) [\mathbf{G}_f' \mathbf{G}_f + \mathbf{I} \mathbf{I}] \Delta \mathbf{u}(t) - 2 \mathbf{e}_0' \mathbf{G}_f \Delta \mathbf{u}(t) + \mathbf{e}_0' \mathbf{e}_0, \\ \frac{\mathcal{J}}{\Delta \mathbf{u}} &= \mathbf{0} \\ -2 \mathbf{G}' [\mathbf{e}_0 - \mathbf{G}_f \Delta \mathbf{u}] + 2 \mathbf{I} \Delta \mathbf{u} &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (4.4-6)$$

La solución analítica para los movimientos de control que minimizan la función objetivo sin restricciones es:

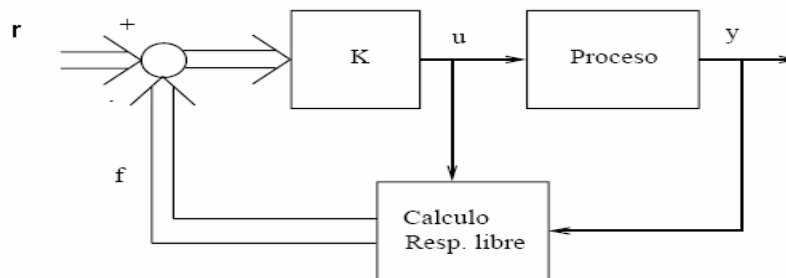
$$\Delta \mathbf{u}(t) = [\mathbf{G}_f' * \mathbf{d} * \mathbf{G}_f + \mathbf{I} * \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{G}_f' * \mathbf{d} * (r - f) \quad (4.4-7)$$

se observa que el primer elemento del vector $\Delta \mathbf{u}(t)$ es el producto de la primera fila de la matriz $[\mathbf{G}_f' * \mathbf{d} * \mathbf{G}_f + \mathbf{I} * \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{G}_f'$ (K, ganancia de realimentación del regulador MPC) por la diferencia entre la trayectoria de referencia y la respuesta libre, que es el error futuro en la señal de control, [2;3;8]. Por tanto:

$$\Delta \mathbf{u}(t) = K * e_0 \quad (4.3-8)$$

Se puede decir que el incremento de la señal de control es proporcional a K y a los errores futuros. Esta idea queda reflejada en la Figura 11.

Figura 11. Ley de control MPC



Fuente. Carlos Bordón Alba, Control Predictivo, metodología, tecnología y nuevas perspectivas, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad de Sevilla, [2000].

4.5 RESTRICCIONES DE SEGURIDAD DEL SISTEMA DE CONTROL

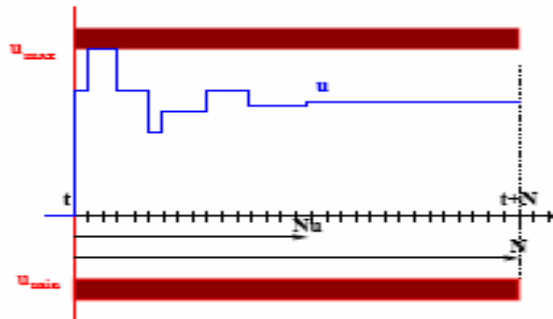
Esta técnica tiene la capacidad de manejar restricciones sobre las variables del proceso; es necesario mantener una zona segura alrededor del punto de operación, ya que el efecto de las perturbaciones puede hacer que la salida del proceso viole las restricciones.

Las distintas metodologías de control MPC permiten la anticipación a la violación de las restricciones dado su carácter predictivo. Se analizan a continuación las restricciones de seguridad desde el punto de vista del comportamiento deseado de las variables que intervienen en el proceso, así como la forma en que hay que formularlas para introducirlas en la etapa de optimización del control.

a. Restricciones en la amplitud de la señal de control.

La figura 12 muestra la característica de restricción en la señal de control.

Figura 12. Restricciones en la señal de control



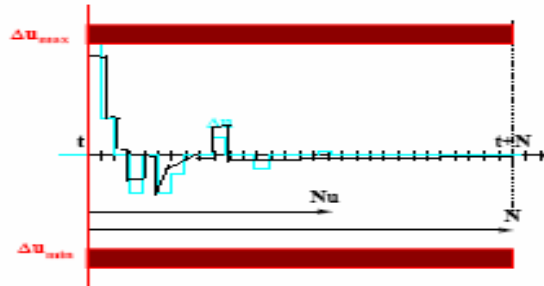
Fuente: Manuel Berenguel Soria, control predictivo con restricciones, universidad de Sevilla, Escuela superior de ingenieros departamento de ingeniera de sistemas y automática, [1996].

Las restricciones sobre la amplitud de la señal de control, muy típicas en la mayoría de las aplicaciones, se pueden expresar mediante la desigualdad: $U_{\min} \leq u(t) \leq U_{\max}$. Para tenerlas en cuenta en la minimización del MPC, conviene colocar dichas desigualdades en función de los incrementos de la señal de control, [5].

b. Restricciones en la velocidad de cambio en la señal de control.

La figura 13 muestra la característica de restricción en los movimientos de control.

Figura 13. Restricciones en la señal de movimientos de control



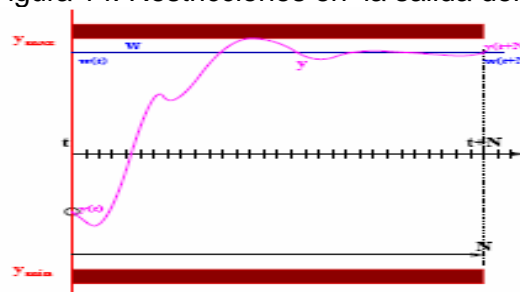
Fuente: Manuel Berenguel Soria, control predictivo con restricciones, universidad de Sevilla, Escuela superior de ingenieros departamento de ingeniera de sistemas y automática, [1996].

Las restricciones sobre los incrementos de la señal de control, se imponen de una forma muy directa y sencilla, pues precisamente es el vector de incrementos futuros el cual se calcula a través de esta. En este caso, las restricciones se pueden expresar mediante la desigualdad: $\Delta u_{min} \leq \Delta u(t) \leq \Delta u_{max}$.

c. Restricciones en la amplitud de señales de salida.

La figura 14 muestra la característica de restricción en la salida del sistema.

Figura 14. Restricciones en la salida del sistema



Fuente: Manuel Berenguel Soria, control predictivo con restricciones, universidad de Sevilla, Escuela superior de ingenieros departamento de ingeniera de sistemas y automática, [1996].

Las restricciones en las salidas se pueden describir por la desigualdad $Y_{\min} \leq y(t) \leq Y_{\max}$. Aprovechando la expresión del vector de predicciones futuras que se obtiene en la formulación del MPC, se puede expresar en función de los movimientos de control. $Y_{\min} \leq Gf * \Delta u^f(t) + f \leq Y_{\max}$

Las restricciones de control y de movimientos de control son entonces:

$$\begin{aligned} U_{\min} &\leq u(t+k) \leq U_{\max} \\ \Delta U_{\min} &\leq \Delta u(t+k) \leq \Delta U_{\max}, \text{ donde: } \Delta U_{\min} = -\Delta U_{\max} \end{aligned} \quad (4.5-1)$$

Se pueden escribir las señales de control futuras en función de sus incrementos.

$$\begin{aligned} u(t) &= u(t-1) + \Delta u(t) \\ u(t+1) &= u(t-1) + \Delta u(t) + \Delta u(t+1) \end{aligned} \quad (4.5-2)$$

4.5.1 Optimización cuadrática del regulador DMC

Dentro del cálculo de la función objetivo en la optimización se puede escribir matricialmente las inecuaciones que relaciona a las variables manipuladas y controladas con los límites de seguridad del proceso, [3]:

Relación entre las señales de control con los movimientos de control.

$$\begin{bmatrix} U_{\min} \\ U_{\min} \\ U_{\min} \\ \dots \\ U_{\min} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} U(k-1) \\ U(k-1) \\ U(k-1) \\ \dots \\ U(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots \\ 1 & \dots & \dots & \dots & 1 & 0 & 0 \\ 1 & \dots & \dots & \dots & \dots & 1 & 0 \\ 1 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} U_{\max} \\ U_{\max} \\ U_{\max} \\ \dots \\ U_{\max} \end{bmatrix} \quad (4.5.1-1)$$

Ahora la expresión matricial equivalente en una sola dirección,

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots \\ 1 & \dots & 1 & 1 & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \geq \begin{bmatrix} U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ \dots \\ U \min - u(k-1) \end{bmatrix} \\
 - & \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots \\ 1 & \dots & 1 & 1 & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \geq \begin{bmatrix} u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \\ \dots \\ u(k-1) - U \max \end{bmatrix} \quad (4.5.1-2)
 \end{aligned}$$

Se implementa la matriz A y B de la siguiente forma:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad y \quad B = \begin{bmatrix} U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ U \min - u(k-1) \\ u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \\ u(k-1) - U \max \end{bmatrix} \quad (4.5.1-3)$$

Se obtienen como resultado las expresiones para las restricciones en la función objetivo que involucran a la señal $u(t)$ con relación a $\Delta u(t)$:

$$A * \Delta u(t) \geq B \quad (4.5.1-4)$$

Para los movimientos de control se tiene la expresión directa de las restricciones,

$$\begin{bmatrix} \Delta u \min \\ \Delta u \min \\ \Delta u \min \\ \dots \\ \Delta u \min \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u \max \\ \Delta u \max \\ \Delta u \max \\ \dots \\ \Delta u \max \end{bmatrix} \quad (4.5.1-5)$$

Las restricciones en la salida del proceso en función de los movimientos de control se expresa así:

$$Y_{\min} \leq G_f * \Delta u_f(t) + f \leq Y_{\max} \quad (4.5.1-6)$$

Esta expresión se puede escribir de la siguiente forma:

$$Y_{\min} - f \leq G_f * \Delta u_f(t) \leq Y_{\max} - f \quad (4.5.1-7)$$

Rescribiendo la inecuación en un solo camino se tiene:

$$\begin{aligned} G_f * \Delta u_f(t) &\geq Y_{\max} - f \\ -G_f * \Delta u_f(t) &\geq -Y_{\max} + f \end{aligned} \quad (4.5.1-8)$$

Luego se obtiene la expresión para las restricciones de la salida del proceso:

$$\begin{bmatrix} G_f \\ -G_f \end{bmatrix} * \Delta u_f(t) \geq \begin{bmatrix} Y_{\min} - f \\ -Y_{\max} + f \end{bmatrix} \quad (4.5.1-9)$$

La minimización de función objetivo en relación con los movimientos de control es entonces:

$$\min(j) = \frac{1}{2} * \Delta u_f^T * H * \Delta u_f + C1^T * \Delta u_f \quad (4.5.1-10)$$

con $H = G_f^T * d * G_f + I * I$ y $C1^T = e_0^T G_f$

El sistema de inecuaciones a resolver para el cálculo de $\Delta u_f(t)$ con restricciones finalmente es:

$$A * \Delta u(t) \geq B \quad (4.5.1-11)$$

$$\Delta u_{\min} \leq \Delta u(t) \leq \Delta u_{\max} \quad (4.5.1-12)$$

$$\begin{bmatrix} G_f \\ -G_f \end{bmatrix} * \Delta u_f(t) \geq \begin{bmatrix} Y_{\min} - f \\ -Y_{\max} + f \end{bmatrix} \quad (4.5.1-13)$$

4.5.2 Optimización cuadrática del regulador SSMPC

Modelo de predicción en espacios de estados:

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1) &= A * x(k) + B * u(k) + B * w(k) + B * d_i(k) \\ \hat{y}(k+1) &= C * \hat{x}(k+1) + v(k+1) + d_o(k+1)\end{aligned}\quad (4.5.2-1)$$

$$\begin{aligned}A * \Delta u(t) &\geq B \\ \begin{bmatrix} \Delta u \text{ min} \\ \Delta u \text{ min} \\ \Delta u \text{ min} \\ \text{-----} \\ \Delta u \text{ min} \end{bmatrix} &\leq \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \Delta u(k+N_u-2) \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u \text{ max} \\ \Delta u \text{ max} \\ \Delta u \text{ max} \\ \text{-----} \\ \Delta u \text{ max} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (4.5.2-2)$$

La estructura para las restricciones de la salida es:

$$Y_{\min} \leq y(k+1) = C * x(k+1) \leq Y_{\max}\quad (4.5.2-3)$$

Mientras que la señal la señal de control en función de los movimientos de control queda como:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)\quad (4.5.2-4)$$

Se reemplaza la expresión de los estados en función de la señal de control en la inecuación (4.5.2-3) y se obtiene:

$$\begin{aligned}Y_{\min} &\leq C * A * x(k) + C * B * u(k-1) + C * B \Delta u(k) \leq Y_{\max} \\ Y_{\min} - C * A * x(k) - C * B * u(k-1) &\leq C * B \Delta u(k) \leq Y_{\max} - C * A * x(k) - C * B * u(k-1)\end{aligned}\quad (4.5.2-5)$$

La inecuación en un solo sentido,

$$\begin{aligned}C * B \Delta u(k) &\geq Y_{\min} - C * A * x(k) - C * B * u(k-1) \\ -C * B \Delta u(k) &\geq -Y_{\max} + C * A * x(k) + C * B * u(k-1)\end{aligned}\quad (4.5.2-6)$$

Ahora en forma matricial se tiene:

$$\begin{bmatrix} C * B \\ -C * B \end{bmatrix} * \Delta u_f(t) \geq \begin{bmatrix} Y_{\min} - C * Ax(k) - C * B * u(k-1) \\ -Y_{\max} + C * Ax(k) + C * B * u(k-1) \end{bmatrix} \quad (4.5.2-7)$$

Es importante aclarar que se pueden introducir los efectos de las perturbaciones en las ecuaciones de optimización cuadrática al sistema, pero esto puede ocasionar problemas en la región de convergencia de la solución de optimización; de tal forma que es recomendable no introducir el efecto de las perturbaciones en las restricciones.

5. REGULADOR PID DIGITAL

5.1 TIPOS DE CONTROLADORES

5.1.1 Controlador Proporcional P

El controlador proporcional es un amplificador con una ganancia ajustable, la mayor desventaja de este tipo de control es su error en estado estable, Este es eliminado mediante la inclusión del modo integral, obteniendo un PID ideal. La función de transferencia del controlador P es:

$$G_c(s) = K_c; \quad K_c : \text{Constante proporcional.} \quad (5.1.1-1)$$

Sin embargo, solo con $K=\infty$ se logra la ganancia uno, es decir que no se tendría error en régimen permanente; en sistemas más complejos aumentar la ganancia implicaría transitorios oscilantes o directamente sistemas inestables.

5.1.2 Controlador Proporcional Derivativo PD

El control proporcional derivativo analiza la pendiente de la señal de error, permite conocer “anticipadamente” el comportamiento del error, realizando entonces una adecuada acción de respuesta para evitar que el error sea muy grande; sin embargo, al igual que el controlador P, el controlador PD no elimina el error en estado estable. La función de transferencia de este controlador es:

$$G_c(s) = K_c(1 + T_d s); \quad T_d : \text{Tiempo derivativo} \quad (5.1.2-1)$$

El término derivativo es utilizado para mejorar los transitorios del sistema y el comportamiento frente a perturbaciones. Como lo indica su nombre, su tarea es oponerse a cualquier cambio brusco en el error. Por ejemplo, en los casos en que el error esté próximo al cero y variando con una cierta velocidad, El término proporcional no tendría casi efecto, pero sí el aporte derivativo.

En muchos controladores comerciales se hace una modificación a este aporte de la siguiente forma:

$$D = -K_c * T_{d*} * \frac{dy(t)}{dt} \quad (5.1.2-2)$$

El control derivativo se hace proporcional a la velocidad de cambio de la salida, [15]. Esto evita que cuando haya cambios en el valor de referencia se produzcan

movimientos abruptos de la salida. De todos modos en régimen estacionario seguirá teniendo las mismas propiedades que el original.

Cabe notar que cuando la derivada de (y) es muy alta, como en el caso de ruido de alta frecuencia, la acción derivativa puede tener un valor elevado indeseable. En muchos reguladores se recorta este efecto con la aplicación del filtro derivativo,

$$s * T_d = \frac{s * T_d}{1 + s * T_d / N_d} \quad (5.1.2-3)$$

N_d : Parámetro de filtro derivativo. Normalmente este parámetro toma valores mayores a 3 y menores a 20, limitando el efecto de las altas frecuencias.

5.1.3 Controlador Proporcional Integral PI

La principal ventaja de este controlador radica en la inclusión de la parte integral, pues es ésta la encargada de la eliminación del error en estado estable; su función de transferencia es:

$$G_c(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{T_i s} \right); \quad T_i : \text{Tiempo integral} \quad (5.1.3-1)$$

5.1.4 Controlador Proporcional Derivativo Integral PID

Como lo indica su nombre el controlador tipo PID es originado de la combinación de la acción del control proporcional, integral y derivativo. Es importante mencionar que no existe una única ecuación para representar todos los controladores PID existentes, [16] La función de transferencia de un PID ideal es:

$$G_c(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (5.1.4-1)$$

Señal de control PID en el tiempo, es

$$U(t) = K_c * e(t) + K_c * T_d * \frac{de(t)}{dt} + \frac{K_c}{T_i} * \int_0^t e(t) * dt \quad (5.1.4-2)$$

Para el cálculo de la señal de control PID con ecuación de filtro en el elemento derivativo se utiliza :

$$U(s) = K_c * \left[b * r(s) - y(s) + \frac{1}{s * T_i} * (r(s) - y(s)) \right] - \frac{s * K_c * T_d}{1 + \frac{s * T_d}{N_d}} * y(s) \quad (5.1.4-3)$$

Donde b es el coeficiente de ponderación en la referencia y es otro criterio en el diseño de este regulador.

5.2 IMPLEMENTACIÓN PID DIGITAL

La mayoría de los controladores comerciales están basados en microprocesadores y otros elementos de cálculo digital. Por lo tanto la forma que toma el regulador PID es la de su representación discreta mediante la digitalización por partes, [16].

El aporte proporcional queda de esta forma:

$$P(t) = K_c * (b * r(t) - y(r)) \text{ , no necesita aproximación}$$

$$P(kt) = K_c * (b * r(kt) - y(kt));$$

El componente de control integral es:

$$I(kT) = I(k(t-1)) + \frac{K_c * T}{T_i} * e(kT) \quad (5.2-1)$$

El componente derivativo se obtiene de la siguiente forma:

$$D(kT) = \frac{T_d}{T_d + N_d * T} * D((k-1) * T) - \frac{K_c * T_d * N_d}{T_d + N_d * T} * (y(kT) - y(k-1)) \quad (5.2-2)$$

Esta aproximación es siempre estable y el polo derivativo tiende a cero cuando T_d tiende a cero.

La señal de control PID se calcula mediante la suma de los tres términos:

$$u(kT) = P(kT) + I((k+1)T) + D(kT) \quad (5.2-3)$$

5.3 RESTRICCIÓN EN LA SEÑAL DE CONTROL PID

Para esta implementación del control PID digital, se utiliza la señal de control como un parámetro de restricción de seguridad del controlador.

Se introduce otro efecto que es el de *Antireset wind up*. Este mecanismo lo que hace es saturar el término integral en un valor fijado a fin de evitar actuaciones exageradamente grandes. Hay que recordar que el (PI) es intrínsecamente inestable, por lo tanto si integra mucho tiempo tarda en volver a cero. Cuando el error es grande puede ocurrir que el actuador se sature, pero el PID continúa integrando y puede llegar a valores muy altos. Cuando el error se reduce, la parte integral también comenzará a reducirse pero desde un valor muy grande. Esto puede llevar mucho tiempo hasta que se logre la estabilidad.

5.4 IDENTIFICACIÓN DEL PROCESO DE CONTROL

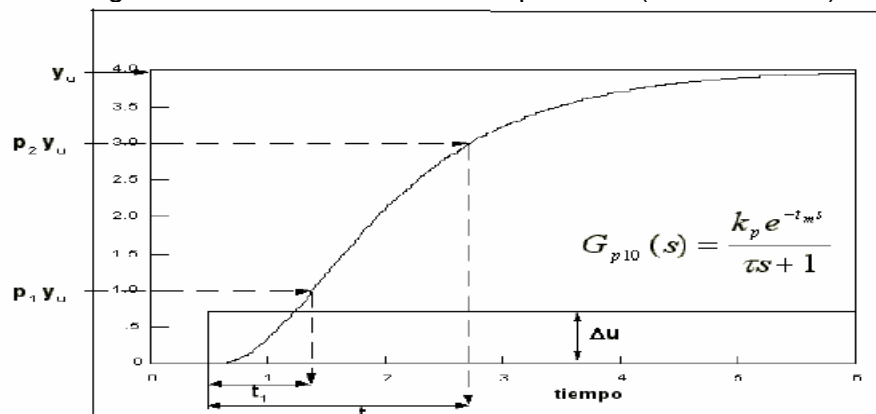
Se implementa la curva de reacción a lazo abierto del sistema y se realiza el método de dos puntos de Smith para la identificación del proceso.

Los métodos que requieren del trazo de la recta tangente no siempre son fáciles de realizar debido a que algunos procesos pueden contener ruido y la obtención del punto de máxima pendiente no será tan fácil de obtener; esto puede llevar a que la recta tangente trazada no sea la ideal, lo que afecta tanto el valor del tiempo muerto como el de la constante de tiempo del modelo, [13].

➤ Método Smith

Este método de identificación realiza una aproximación del proceso a un modelo de primer orden más tiempo muerto, mediante la utilización de dos puntos de la curva de reacción. En la herramienta el controlador PID digital identifica al proceso por el método de Smith; en este método no se requiere el trazo de la recta tangente y consiste en calcular los valores de tiempo muerto y constante de tiempo mediante dos puntos concretos sobre la curva de reacción. En la figura 15 se muestra el método de identificación del proceso mediante la curva de reacción en lazo abierto.

Figura 15. Curva de reacción del proceso. (Método Smith)



Fuente: Prof. Víctor M. Alfaro, Identificación de los modelos para los procesos controlados, Departamento de Automática

La respuesta de un sistema de primer orden más tiempo muerto a una entrada escalón es:

$$y(t) = \begin{cases} 0 & \text{para } 0 \leq t < t_m \\ K_p [1 - e^{-(t-t_m)}] \Delta u & \end{cases} \quad (5.4.1-1)$$

Donde el valor final es $y_u = K_p \Delta u$; a partir de este valor se obtiene el correspondiente valor de la ganancia; en cuanto a los valores del tiempo muerto y la constante de tiempo, se utiliza la siguiente expresión:

$$t_x = t_m - t \ln(1-x) \quad (5.4.1-2)$$

Que permite encontrar el tiempo requerido para que la respuesta alcance una fracción de su valor final, siendo x el valor fraccional deseado de la respuesta.

Se seleccionan dos puntos cualesquiera sobre la curva de reacción; se establece un sistema de dos ecuaciones con dos incógnitas, del cual se obtienen los valores de tiempo muerto y constante de tiempo, garantizando así que la respuesta del modelo coincida en al menos dos puntos con la respuesta del sistema real. Smith propuso tomar los tiempos para los cuales la respuesta del sistema alcance el 28.3% (t_{28}) y el 63.2% (t_{63}) del valor final.

Para la identificación con el método Smith se deben cumplir dos ecuaciones:

$$\begin{aligned} t &= a * (t_2 - t_1) \\ t_m &= b * t_1 + (1-b) * t_2 \end{aligned} ; \text{ siendo } a = b = 1.5. \quad (5.4.1-3)$$

t : Constante de tiempo del sistema; t_m : tiempo muerto efectivo del sistema.

5.5 SINTONIZACIÓN DE LOS CONTROLADORES P, PI, PD, PID.

Luego de identificar y aproximar la dinámica del proceso por medio de la curva de reacción del proceso, se procede a hacer el *ajuste de* los parámetros de los controladores como etapa final en la puesta a punto de un lazo de control para el regulador PID, [14]. El ajuste de controladores es el procedimiento mediante el cual se determinan los parámetros (K_c , T_i , T_d) de los mismos a fin de conseguir un desempeño deseado en el sistema de control.

Se debe tener en cuenta que un sólo método de ajuste no siempre se adapta a todos los sistemas a controlar; dependen de la dinámica del sistema y de que tan aproximado son realmente los cálculos de las constantes de tiempo del proceso y el tiempo muerto efectivo. Además, los parámetros hallados en primera instancia son un punto de partida para obtener una sintonía fina de lo que necesita realmente el sistema de control.

Algunos de los métodos de ajuste más usados comúnmente en la literatura de los procesos industriales se pueden clasificar conforme a la información requerida para su uso o al criterio de desempeño, para nuestra implementación se escogieron los siguientes métodos de sintonización en lazo abierto.

5.5.1 Método de Ziegler y Nichols.

Las ecuaciones desarrolladas se deducen en forma empírica gracias a las aplicaciones en laboratorios con diferentes procesos, [14]:

Características:

- Modelo de la planta: primer orden más tiempo muerto.
- Identificación del modelo: método de la tangente.
- Funcionamiento del controlador: regulador.
- Criterio de desempeño: decaimiento de un cuarto.
- Controlador: PI o PID Ideal.
- Validez: $t_m < t$.

Ecuaciones:

Controlador P
$$K_c = \frac{t}{K_p * t_m} \quad (5.5.1-1)$$

Controlador P I
$$K_c = 0.9 \frac{t}{K_p t_m}$$

$$T_i = 3.33 t_m \quad (5.5.1-2)$$

Controlador P D
$$T_d = 0.5 * t_m, K_c = \frac{t}{K_p * t_m} \quad (5.5.1-3)$$

Controlador PID Ideal

$$K_c = 1.2 \frac{t}{K_p t_m} \quad a \quad 2.0 \frac{t}{K_p t_m}$$

$$T_i = 2 t_m$$

$$T_d = 0.5 t_m \quad (5.5.1-4)$$

5.5.2 Método de Cohen – Coon.

Cohen y Coon, a diferencia de Ziegler y Nichols, se considera el proceso como auto-regulado, modificando las ecuaciones del método de ajuste, [14]:

Características:

- Modelo de la planta: primer orden más tiempo muerto.
- Identificación del modelo: método de la tangente.
- Funcionamiento del controlador: regulador.
- Criterio de desempeño: decaimiento de un cuarto, sobrepaso mínimo, mínima área bajo la curva de respuesta.
- Controlador: PI o PID Ideal.
- Validez: $0 < \frac{t_m}{t} < 1$.

Ecuaciones:

Controlador P

$$K_c = \frac{t}{K_p * t_m} * \left(1 + \frac{t_m}{3 * t} \right) \quad (5.5.2-1)$$

Controlador PI

$$K_c = \frac{t}{K_p * t_m} * \left(\frac{9}{10} + \frac{t_m}{12t} \right) \quad (5.5.2-2)$$

$$T_i = t_m * \left(\frac{30 + 3t_m/t}{9 + 20t_m/t} \right) \quad (5.5.2-3)$$

Controlador PD

$$K_c = \frac{t}{K_p * t_m} * \left(\frac{5}{4} + \frac{t_m}{6 * t} \right) \quad (5.5.2-4)$$

$$T_d = t_m * \left(\frac{6 - 2 * t_m / t}{22 + 3 * t_m / t} \right) \quad (5.5.2-5)$$

Controlador PID

$$K_c = \frac{t}{K_p * t_m} * \left(\frac{4}{3} + \frac{t_m}{4t} \right) \quad (5.5.2-6)$$

$$T_i = t_m \left(\frac{32 + 6t_m/t}{13 + 8t_m/t} \right) \quad (5.5.2-7)$$

$$T_d = t_m \left(\frac{4}{11 + 2t_m/t} \right) \quad (5.5.2-9)$$

5.5.3 Métodos basados en el mínimo índice de desempeño.

➤ Criterios de error integral

El desempeño de los lazos de control se estima a través de la función del error, la cual es la diferencia entre el valor de la entrada y la variable controlada representada por la señal realimentada, [14]. Si el error es grande el desempeño del sistema de control es malo, por tanto se busca la forma de minimizarlo por medio de las integrales del error, las más comunes son:

- Integral del error absoluto IAE:

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (5.5.3-1)$$

- Integral del error cuadrático ISE:

$$ISE = \int_0^{\infty} e(t)^2 dt \quad (5.5.3-2)$$

- Integral del tiempo por el error absoluto ITAE:

$$ITAE = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (5.5.3-3)$$

Donde $e(t) = y(t) - r(t)$

$r(t)$: es el valor deseado de la variable de entrada

$y(t)$: es la señal realimentada controlada

A continuación se utiliza el criterio de Mínimo Índice de Desempeño, con el método de López, Murrill, [14].

Características:

- Modelo de la planta: primer orden más tiempo muerto.
- Identificación del modelo: método de la tangente modificada.
- Funcionamiento del controlador: regulador.

- Criterio de desempeño: mínimo IAE o mínimo ISE o mínimo ITAE.
- Controlador: PI o PID Ideal.
- Validez: $0.1 \leq \frac{t_m}{t} \leq 1$.

Ecuaciones:

Controlador P
$$K_c * K_p = a * \left(\frac{t_m}{t} \right)^b \quad (5.5.3-4)$$

Tabla 1. Método de Murrill para sintonización controlador P

Criterio	a	b
IAE	1.4110	-0.9170
ISE	0.9023	-0.9850
ITAE	0.4897	-1.0850

Fuente: parámetros de sintonización PID fueron tomadas del libro Métodos de sintonización, Prof. Víctor M. Alfaro, Departamento de Automática, Escuela De Ingeniería Eléctrica de costa rica

Para el controlador PD, se utilizan los mismos valores que proporcionan Kc y Td en los criterios integrales del control PID IDEAL.

Controlador PI

$$K_c = \frac{a}{K_p} \left(\frac{t}{t_m} \right)^b, \quad T_i = \frac{t}{c} \left(\frac{t_m}{t} \right)^d \quad (5.5.3-5)$$

Tabla 2. Método de Murrill para sintonización de controlador PI

Criterio	a	b	c	d
IAE	0.984	0.986	0.608	0.707
ISE	1.305	0.959	0.492	0.739
ITAE	0.859	0.977	0.674	0.680

Fuente: parámetros de sintonización PID fueron tomadas del libro Métodos de sintonización, Prof. Víctor M. Alfaro, Departamento de Automática, Escuela De Ingeniería Eléctrica de costa rica

Controlador PID Ideal

$$K_c = \frac{a}{K_p} \left(\frac{t}{t_m} \right)^b, \quad T_i = \frac{t}{c} \left(\frac{t_m}{t} \right)^d, \quad T_d = e \cdot t \left(\frac{t_m}{t} \right)^f \quad (5.5.3-6)$$

Tabla 3. Constantes método de Murrill para sintonización de controlador PID

Criterio	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>
IAE	1.435	0.921	0.878	0.749	0.482	1.137
ISE	1.495	0.945	1.101	0.771	0.56	1.006
ITAE	1.357	0.947	0.842	0.738	0.381	0.995

Fuente: parámetros de sintonización PID fueron tomadas del libro Métodos de sintonización, Prof. Víctor M. Alfaro, Departamento de Automática, Escuela De Ingeniería Eléctrica de costa rica.

6. DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL

La herramienta se desarrolla teniendo en cuenta el cumplimiento de los objetivos planteados por medio de varias etapas.

Primero se crean diferentes funciones las cuales se encargan de realizar las diferentes tareas de la metodología del control implementado en la herramienta; creación de tipo de referencias del sistema, perturbaciones del sistema, generación aleatoria del ruido en la estrategia de control, algoritmos de control, diseño del optimizador, reconocimiento de los modelos de la planta y el modelo de predicción, diseño de los paneles principales de configuración y ambientación de la herramienta.

Se usan varios ejemplos con el interés de validar la herramienta y contrastar los resultados con ejemplos encontrados en las referencias citadas.

Luego se desarrolla la herramienta de cómputo mediante interfaz gráfica en matlab, con la idea de obtener un producto final de uso fácil y amigable para los usuarios, los cuales pueden manipular y configurar a su criterio, diferentes estrategias de control, manipular los parámetros de diseño de cada uno de los controladores, visualizar las señales manipuladas y controladas, agregar perturbaciones, ruidos, manipular el cambio de setpoint, entre muchas más opciones de configuración, de las cuales el usuario dispone para definir un escenario completo de control.

6.1 CRITERIOS DE DESEMPEÑO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL

La herramienta cumple con ciertos criterios de desempeño como los son:

- a. **Validación:** donde se generan avisos automáticos de configuración indicando al usuario que pasos debe seguir para el correcto funcionamiento de la herramienta.
- b. **Fácil estructura:** La herramienta está estructurada con base a diseños gráficos agradables, con el fin de que se pueda entender el principio de las técnicas de control mediante la interactividad de los botones de los paneles de configuración de la herramienta.
- c. **Configuración rigurosa:** se disponen de varios mecanismos para realizar un adecuado proyecto para la simulación del control al modelo de una planta; la herramienta permite configurar la estrategia, indicar tipos de

perturbaciones, cambios de puntos de ajuste, análisis de las referencias futuras, estimador de estados en el caso de SSMPC, restricciones de seguridad y estrategias de sintonización que tratan de corroborar a un mejor diseño de control en un proyecto dado.

6.2 ARQUITECTURA DEL CÓDIGO DE LA HERRAMIENTA

La base de la programación de la herramienta computacional esta basado en el software de ingeniería MATLAB. A continuación se mencionan algunas funciones implementadas dentro de la herramienta de computación que viene por defectos en MATLAB. Es de anotar que este trabajo trata en lo posible de usar el mínimo uso de funciones de MATLAB. Su estructura esta basada en un código de programación que se desprende de la teoría de los controladores y no en el uso de funciones generales que desarrollen el algoritmo, se utilizan algunas funciones del la toolbox de sistemas de control debido a que fue necesario analizar la función de transferencia del modelo de diferentes plantas.

Funciones que fueron tomadas del paquete MATLAB:

- **Quadprog:** utilizada para el cálculo de la optimización de la función objetivo del control predictivo, ya que la idea central del proyecto estuvo enfocado en técnicas de control predictivo mas no en temas de optimización cuadrática; por tal uso fue indispensable la implementación de esta función para el desarrollo final del código de la herramienta.
- **Funciones elementales:** graficadores, digitalizadores fueron de gran ayuda en los desarrollos de programación. (plot, stairs, lsim, step).

En el desarrollo del algoritmo para esta herramienta no se utiliza ninguna función de la toolbox de control predictivo de Matlab.

6.3 DISEÑO DE LA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL

Por el nombre de las técnicas de control predictivo desarrolladas en la herramienta de simulación se adopta el siguiente seudononimo para la herramienta computacional:

SICOMPC (SIMULADOR DE CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS)

La herramienta en su totalidad consta de dos ventanas principales; una es la herramienta donde se realiza el control mediante el algoritmo de control DMC, y en la otra es donde se realiza el algoritmo de control SSMPC. Cada una de estas ventanas está enlazada a otras ventanas donde se realiza la configuración de los

parámetros, referencias, ruidos, perturbaciones, graficadores, menús, aplicativos, manuales de ayuda, entre otras características de la herramienta SICOMPC.

➤ **Requerimientos del sistema**

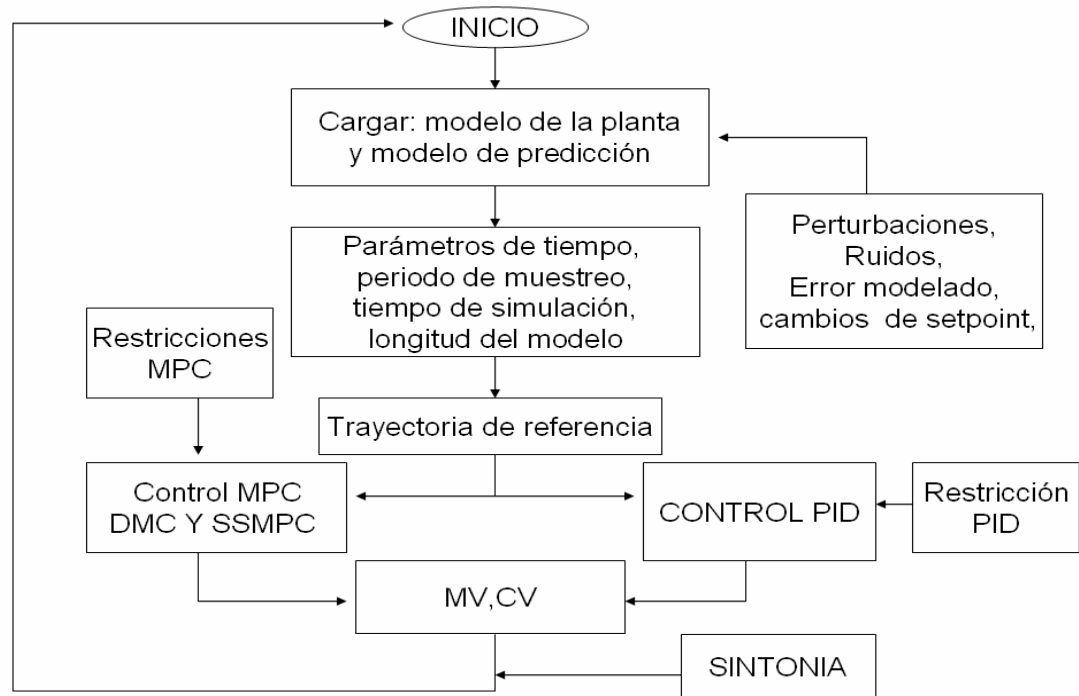
Requerimientos mínimos:

- Procesador Pentium III (o su equivalente) a 800MHz; 256MB memoria RAM.
- MATLAB versión 7.0
- Resolución de pantalla 800 x 600 píxeles. (recomendada por defecto).

6.4 DIAGRAMA DE FUNCIONAMIENTO DE LA HERRAMIENTA SICOMPC

La figura 16 muestra el diagrama de bloques del funcionamiento de la herramienta.

Figura 16. Diagrama de funcionamiento SICOMPC



Fuente: Autor

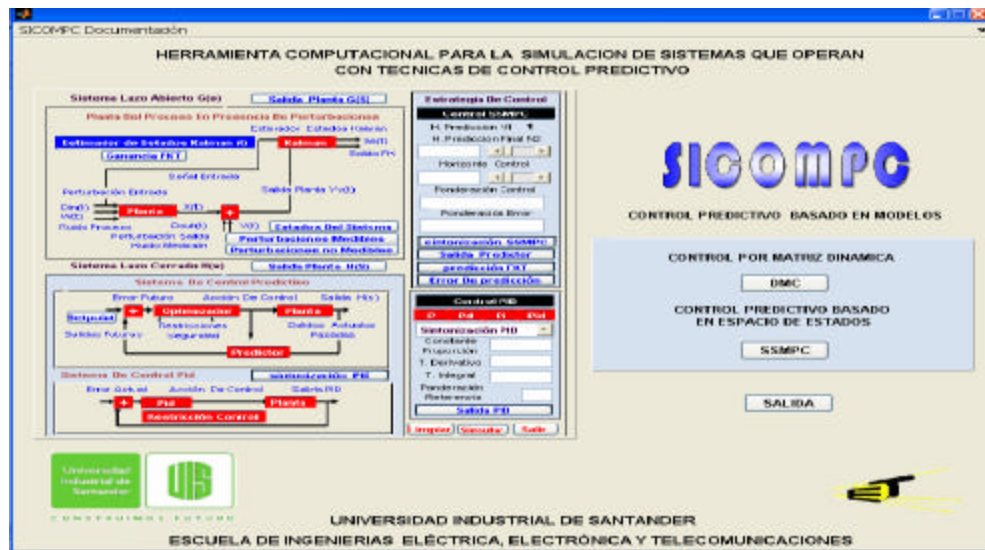
6.5 DESCRIPCIÓN DE LA HERRAMIENTA SICOMPC

6.5.1 Configuración SICOMPC.

- **Ventana de inicio de la herramienta SICOMPC**

La figura 17 muestra la ventana inicial de SICOMPC

Figura 17. Ventana de inicio SICOMPC



- **Selección del algoritmo de control predictivo.**

La figura 18 muestra la selección de los algoritmos de control DMC Y SSMPC.

Figura 18. Algoritmos de control predictivo

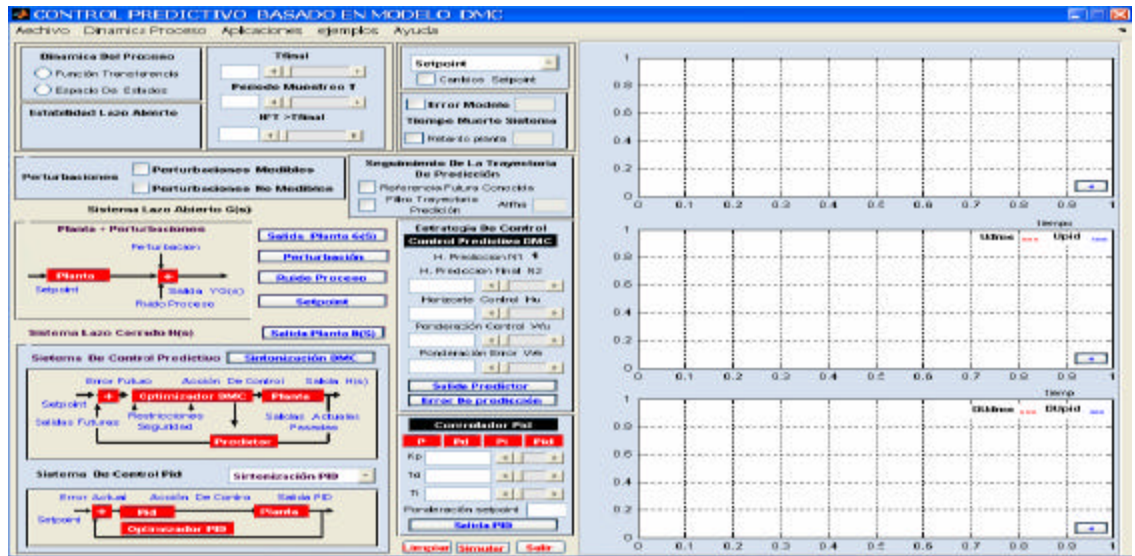


Al dar clic sobre estas dos opciones se abren las ventanas de configuración de las estrategias del control predictivo.

➤ **Algoritmo de control DMC.**

La figura 19 muestra la ventana de configuración del algoritmo de control DMC

Figura 19. Ventana principal para el control DMC



➤ **Introducción de planta del proceso y el modelo de predicción.**

Para la utilización del programa, es necesario que la función de transferencia del proceso se encuentre expresada en polinomios del numerador y el denominador. Se introducen los coeficientes de los polinomios para cargar la función de transferencia, o las ecuaciones de espacio de estados de la planta del proceso y el modelo de predicción, los coeficientes de los polinomios se deben ingresar en forma descendentes mediante un vector, separados entre ellos por espacios o por comas.

➤ **Ingreso del modelo de la planta y el modelo de predicción en espacio de estados y en función de transferencia.**

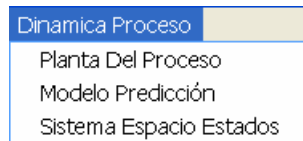
La figura 20 muestra el panel donde se seleccionan los modelos en función de transferencia y en espacios de estados.

Figura 20. Espacio de estados y función de transferencia



En la figura 21 se especifica el ingreso de la planta y el modelo del predictor. Luego se ejecuta en la barra de menú la opción (Dinámica del proceso).

Figura 21. Menú para selección del modelo de la planta y el predictor



➤ **Ingreso de la planta del proceso como función de transferencia y en espacio de estados.**

La figura 22 muestra la ventana donde se ingresa la planta del proceso y el modelo de predicción. Se ingresan los polinomios del denominador y numerador de la función de transferencia. Ejemplo:

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{1}{5 * s^2 + s + 3}$$

La forma de ingresar los denominadores y lo numeradores de la planta obedece a la misma forma como lo hacemos en Matlab.

Figura 22. Introducción de los coeficientes del numerador y denominador de la función de transferencia



La figura 23 muestra la ventana donde se introducen las matrices dinámicas de la planta.

Figura 23. Ingreso de las matrices dinámicas de la planta



De igual manera el usuario introduce las matrices dinámicas del sistema A,B,C Y D, en forma matricial en cada un de las cajas y luego presiona ok.

➤ **Ajustes de tiempo de simulación, periodo de muestro y longitud del modelo del sistema.**

La figura 24 muestra el panel donde se configura el tiempo de simulación, el periodo de muestreo y la longitud del modelo de predicción para el caso del algoritmo de control DMC.

Figura 24. Configuración del periodo de muestro, tiempo de simulación y longitud del modelo.

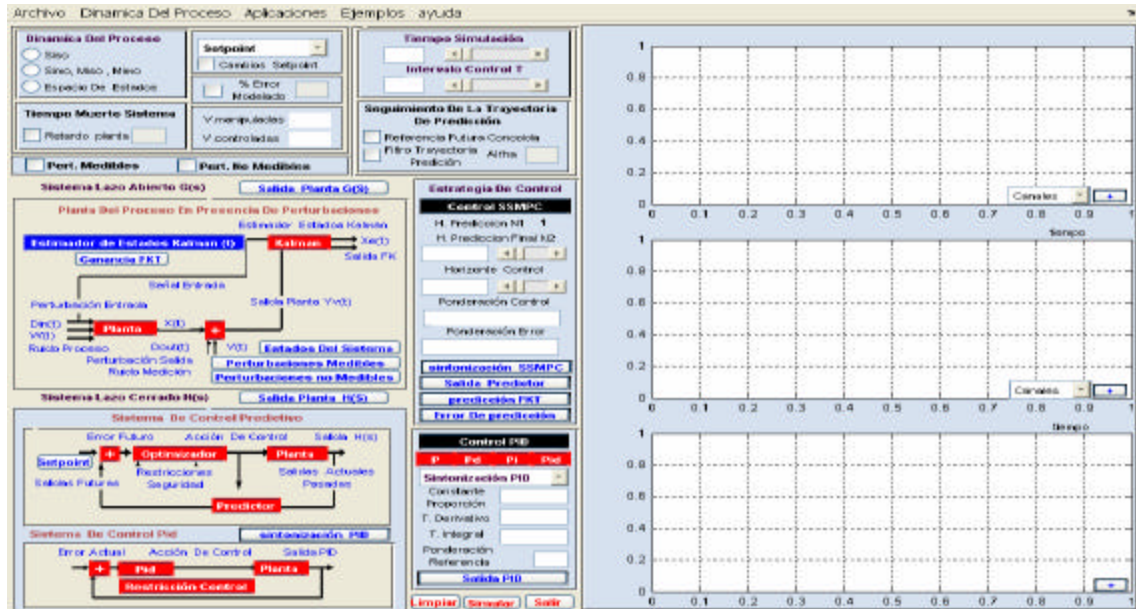


El algoritmo DMC, necesita el conocimiento de la longitud del modelo, siempre se busca que estos criterios (t_{final} , T , y N), sean tal, que se conozca la verdadera dinámica del sistema. Normalmente es recomendable configurar $N > t_{final}$, con el fin de que el modelo de predicción conozca el conocimiento de la dinámica del sistema en todo la simulación.

➤ **Algoritmo de control SSMPC.**

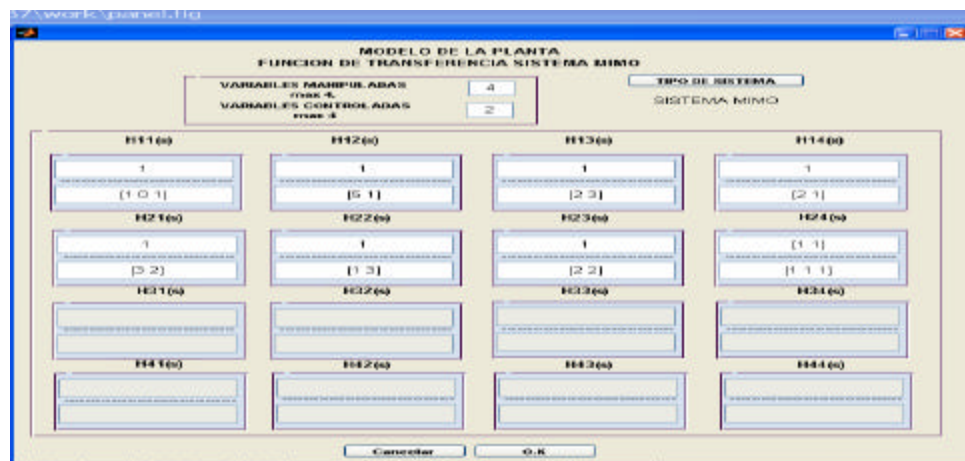
La figura 25 muestra la ventana de configuración del algoritmo de control SSMPC.

Figura 25. Ventana principal para el control SSMPC



La figura 26 muestra la ventana donde se introduce la función de transferencia del sistema, el usuario especifica el número de variables controladas y manipuladas que tiene la planta, generando una matriz de funciones de transferencia.

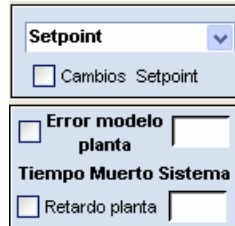
Figura 26. Función de transferencia del sistema



➤ **Configuración de la referencia, errores de modelado y tiempo muerto del sistema.**

La figura 27 muestra el panel donde el usuario puede configurar el cambio en el punto de ajuste del sistema, el tiempo muerto de la planta y el error en el modelado de la planta.

Figura 27. Cambio de setpoint, tiempo muerto y error en el modelo de la planta



The image shows a configuration panel with a light blue background. At the top, there is a dropdown menu labeled 'Setpoint' with a downward arrow. Below it is a checkbox labeled 'Cambios Setpoint'. The next section is titled 'Error modelo planta' and contains a checkbox and an empty text input field. Below that is the title 'Tiempo Muerto Sistema' followed by a checkbox and another empty text input field labeled 'Retardo planta'.

En esta herramienta se extiende la posibilidad de aplicar diferentes referencias, como podemos ver en la figura 28.

Figura 28. Tipos de referencias



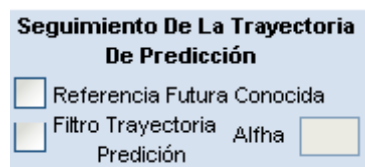
The image shows a dropdown menu with a light blue background. The menu is open, showing a list of reference types: 'Setpoint' (highlighted in blue), 'Escalon', 'Pulso', 'Rampa', 'Senoidal', 'Cuadrada', 'Diente Sierra', and 'Tren De Pulsos'.

Los valores para el error de modelo y tiempo muerto deben ser positivos, de lo contrario el programa valida errores en el ingreso de los datos.

➤ **Seguimiento de la trayectoria de referencia**

La figura 29 muestra la ventana de configuración para la activación del filtro en la referencia y el conocimiento de la trayectoria futura.

Figura 29. Seguimiento de la trayectoria de referencia



The image shows a configuration window titled 'Seguimiento De La Trayectoria De Predicción'. It contains two checkboxes: 'Referencia Futura Conocida' and 'Filtro Trayectoria'. Below the second checkbox is the label 'Alpha' followed by an empty text input field.

En la figura que se muestra en la figura 29 se configura el comportamiento de la trayectoria del sistema, el efecto de la trayectoria futura conocida sobre el

horizonte de predicción, que es importante cuando la referencia es variante en el tiempo.

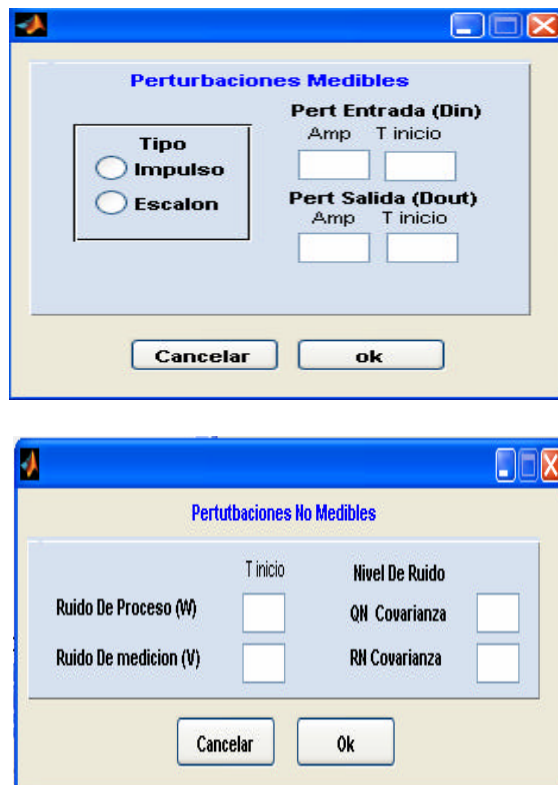
El filtro de la referencia, es una aproximación del camino que toma la trayectoria del sistema, e indica que tan fuerte será el movimiento de la trayectoria o que tan débil será mediante el parámetro alfa de acuerdo a esta ecuación:

$$w(t) = y(t) \quad y \quad w(t+k) = \alpha w(t+k-1) + (1-\alpha)r(t+k), k=1, \dots, Np$$

➤ **Perturbaciones medibles y no medibles.**

La herramienta permite adicionar perturbaciones medibles al sistema tipo impulso y tipo escalón, en cuanto al ruido se configuran ruidos aleatorios con medio igual a cero. La figura 30 muestra las ventanas para configurar las perturbaciones en el sistema.

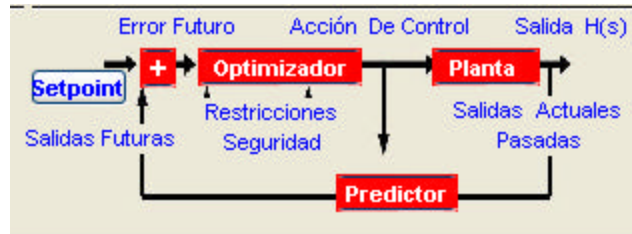
Figura 30. Perturbaciones medibles y no medibles



6.5.2 Estrategia de control predictivo.

La figura 31 muestra el diagrama de bloques del control predictivo implementado en la herramienta SICOMPC.

Figura 31. Estructura de control predictivo. (SICOMPC)



➤ Configuración de los parámetros de control predictivo

La figura 32 muestra el panel donde el usuario introduce los parámetros del controlador predictivo. En caso de que sea el control SSMPC para sistemas multivariables, los parámetros de ponderación son vectores que corresponden con las dimensiones del sistema.

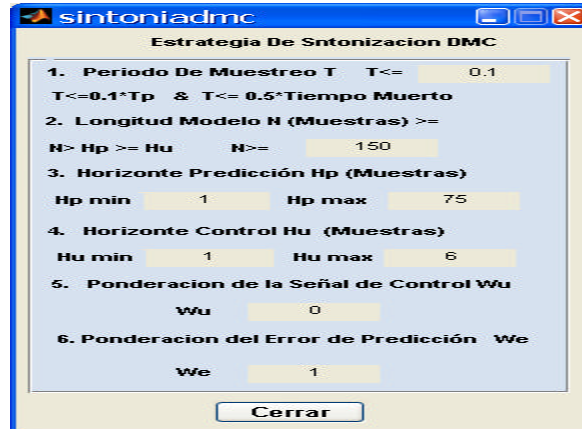
Figura 32. Parámetros del control predictivo

El panel de configuración, titulado 'Estrategia De Control', muestra los parámetros para el 'Control SSMPC'. Incluye campos para 'H. Predicción N1' (valor 1) y 'H. Predicción Final N2', un control deslizante para el 'Horizonte Control', y campos de entrada para 'Ponderación Control' y 'Ponderación Error'. En la parte inferior, hay cuatro botones de acción: 'sintonización SSMPC', 'Salida Predictor', 'predicción FKT' y 'Error De predicción'.

Se introducen los parámetros del controlador predictivo, (horizonte de control, horizonte de predicción, ponderación de control y ponderación del error). El botón de sintonización nos muestra valores para los parámetros donde el controlador se espera que funcione adecuadamente.

La figura 33 muestra la descripción del panel de sintonización de los parámetros del control predictivo.

Figura 33. Sintonización del control predictivo



➤ **Restricciones en las variables del proceso**

Cuando se desea activar la casilla de restricciones en el proceso aparece esta ventana; en ella el usuario puede introducir los límites establecidos para la seguridad de sus variables controladas y manipuladas. La figura 34 muestra la ventana de configuración de las restricciones para el control predictivo.

Figura 34. Ventana restricciones de seguridad



Nota: no siempre la optimización encontrará puntos flexibles de solución, esto se debe a que el sistema no puede evaluar el criterio de la función objetivo en la predicción. Para el control PID, solo se puede manipular la restricción en la señal de control.

6.5.3 Estrategia control PID ideal

La figura 35 muestra la estructura del controlador PID ideal.

Figura 35. Estructura del control PID



Se selecciona el tipo de controlador, (P, PI, PD y PID).

Se introducen los parámetros (k_p , t_i , t_d) y la restricción de referencia; el usuario puede elegir diversas formas de sintonización para el control PID. La figura 36 muestra la selección del tipo de control y los métodos de sintonización implementados.

Figura 36. Parámetros del control y métodos de sintonización PID

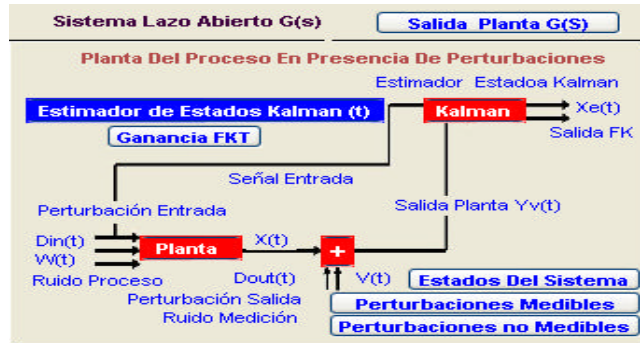
La interfaz de usuario 'Control PID' tiene un encabezado con botones para seleccionar el tipo de controlador: 'P', 'Pd', 'Pi' y 'Pid'. Debajo hay un menú desplegable 'Sintonización PID'. A continuación, se encuentran campos de entrada para: 'Constante', 'Proporción', 'T. Derivativo', 'T. Integral', 'Ponderación' y 'Referencia'. En la parte inferior, hay un botón 'Salida PID' y un menú desplegable que muestra las siguientes opciones de sintonización: 'Manual', 'Ziegler y Nichols', 'Cohen y Coon', 'IAE', 'ISE' e 'ITAE'.

Las técnicas de sintonización son implementadas bajo la identificación de la curva de reacción en lazo abierto del sistema, por tal razón para sistemas con dinámicas difíciles la sintonía del PID tal vez no sea la adecuada.

6.5.4 Modelo de la planta con estimador de estados Kalman

La figura 37 muestra el diagrama de bloques de la planta en presencia de perturbaciones y con el estimador de Kalman para la estimación de los estados

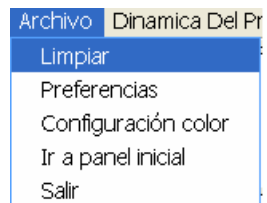
Figura 37. Modelo de la planta con perturbaciones y el filtro Kalman



- Seguimiento de la barra de menú.
- Menú archivo.

La figura 38 describe el menú archivo de la herramienta.

Figura 38. Menú archivo



Contiene las opciones:

Limpiar: borra todas las variables de la simulación.

Configuración del color: muestra los colores de las variables manipuladas y controladas del sistema.

La figura 39 muestra le ventana de configuración del color de las variables del sistema.

Figura 39. Configuración de los colores



Ir a panel principal: nos lleva la página de inicio SICOMPC.

Salir: salida de la aplicación.

Preferencias: modificación de las unidades de las variables que interviene en el sistema de control. La figura 40 describe el panel para configurar las unidades de las variables.

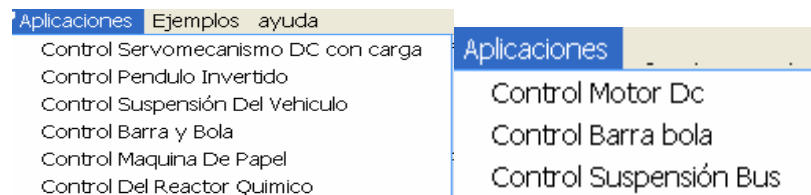
Figura 40. ventana de preferencias



➤ Menú aplicaciones.

La figura 41 describe el menú aplicación para la herramienta, donde se encuadran diversas modelos de plantas.

Figura 41. Menú aplicaciones SICOMPC



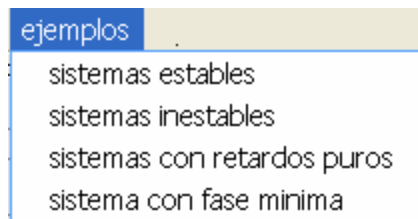
Ejemplo: **Control motor DC**, se abre la configuración de la planta del motor DC. Lo mismo para las otras aplicaciones dando clic sobre la opción se varían los

escenarios de configuración, estas aplicaciones de la herramienta se cargan por defecto proporcionando parámetros al control DMC, SSMPC Y PID luego el usuario final puede modificarlos.

➤ Menú ejemplos.

La figura 42 muestra el menú ejemplo y sus opciones.

Figura 42. Menú Ejemplos

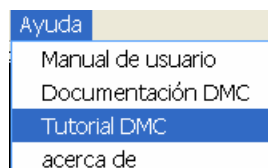


En esta barra de menú se consideran varios ejemplos de diferentes tipos de sistemas, para acceder a ellos se procede de igual forma que se hace con el menú de aplicaciones.

➤ Menú ayuda.

La figura 43 muestra el menú ejemplo y sus opciones.

Figura 43. Menú ayuda



Aquí el usuario puede conocer el manual de usuario y conocer acerca de los autores del software, documentación de la temática y ver un video tutor de la herramienta.

➤ **Iniciando la simulación**

La figura 44 muestra el botón simular, botón limpiar y el botón salir de la aplicación.

Figura 44. Botón de simulación, botón limpiar y botón salir

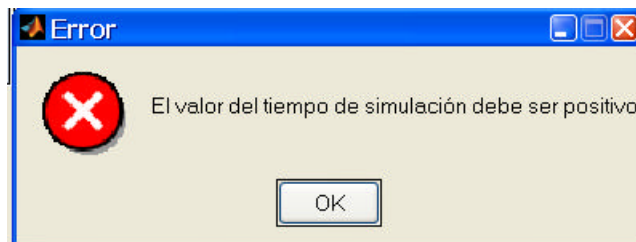


Estos tres botones le permiten al usuario limpiar, simular y salir de la aplicación.

6.5.5 Posibles errores.

- **Ingreso de valores negativos.** La herramienta muestra un aviso de error cuando el usuario introduce un valor negativo en parámetros que solo asumen valores positivos. La figura 45 muestra la ventana de configuración del error.

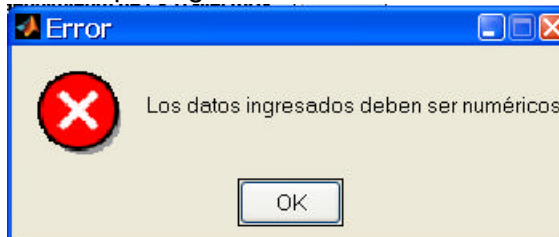
Figura 45. Error por valores negativos prohibidos.



- **Ingreso de letras en campos numéricos.**

La figura 46 muestra le ventana de configuración de error cuando se introducen caracteres en campos numéricos.

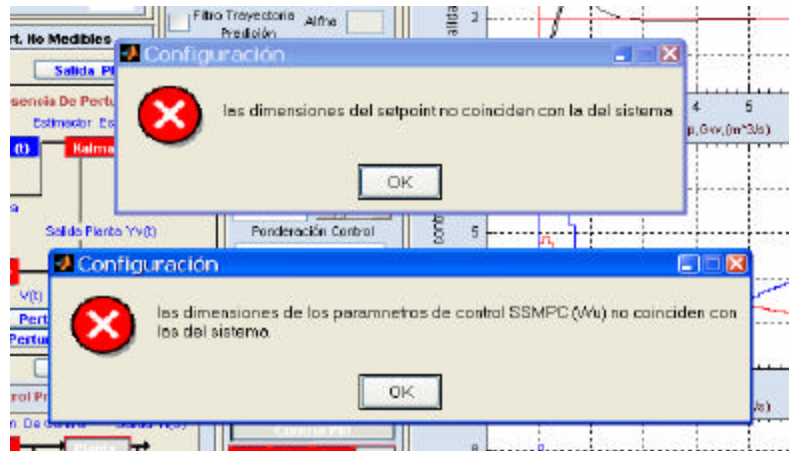
Figura 46. Error por ingreso de letras en valores numéricos.



➤ **Errores por dimensiones en las variables.**

La figura 47 muestra la ventana de configuración del error cuando no hay compatibilidad entre las dimensiones del sistema.

Figura 47. Error por incompatibilidad de dimensiones en las variables del proceso



7. SIMULACIONES CON DE LA HERRAMIENTA SICOMPC

7.1 CONTROL PREDICTIVO PARA TEMPERATURA DE UN TANQUE

- Cambio en el punto de ajuste.

Se considera un tanque con agitación continua; se tiene interés en conocer la forma en que responde la temperatura de salida T_o , a los cambios de temperatura a la entrada T_i . Se supone que la temperatura de entrada al tanque T_i se incrementa de 0°C a 1°C , (sufre un cambio de tipo escalón). La relación que existe entre la temperatura de salida y la de entrada se modela mediante el siguiente sistema.

$$G_p(s) = \frac{T_o}{T_i} = \frac{1}{5*s + 1} \quad (7.1-1)$$

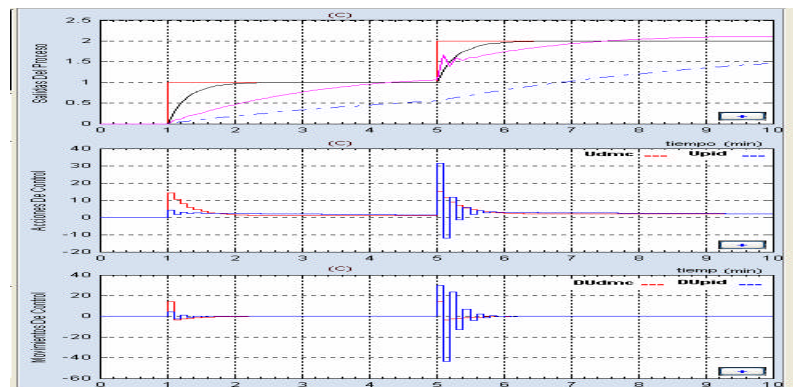
Se analiza el comportamiento de la temperatura de salida del tanque, mediante la estrategia de control predictivo y la estrategia de control PID. Suponiendo que la temperatura de entrada del tanque cambia el punto de ajuste de 1°C a 2°C , a los 5 minutos de haber iniciado el proceso, como es se comporta la temperatura del tanque con la implementación de las dos estrategias de control.

Parámetros del control DMC: $N_p = 5$, $N_u = 1$, $I = 0$, $d = 1$, $T = 0.1$, $N = 150$;

Parámetros del control PID : sintonizado con Ziegler-Nichols

La figura 48 muestra la temperatura de salida del tanque implementando los algoritmos de control DMC y PID.

Figura 48. Cambio en el punto de ajuste de la Temperatura de salida del tanque

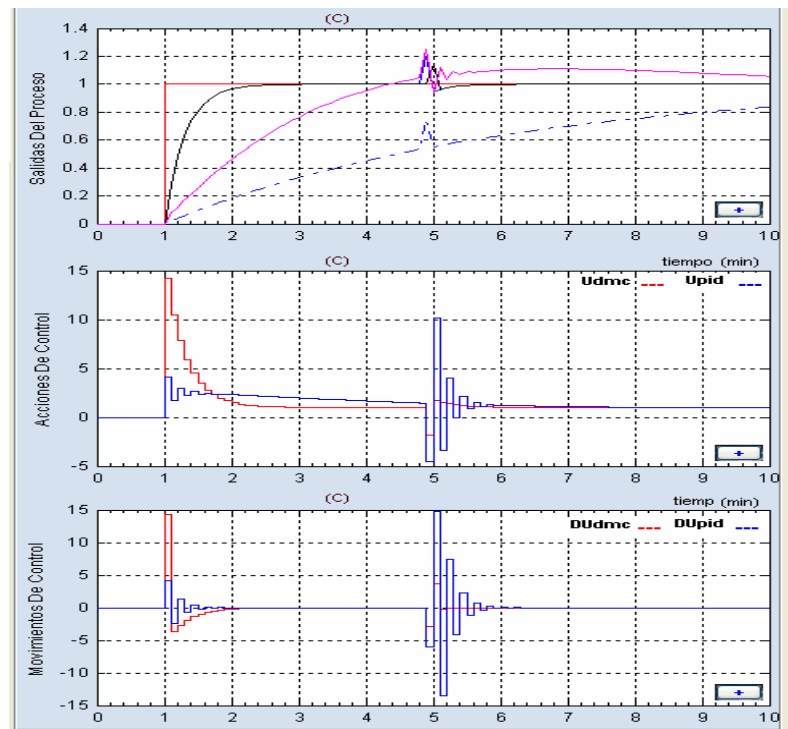


La salida DMC (negro) y la salida PID (magenta). Cuando se genera un cambio en el punto de ajuste, el control predictivo evoluciona antes de que ocurra el cambio y reacciona de tal forma que la señal de control responde rápidamente a estos efectos, mientras que el control PID penaliza fuertemente la señal de control pero su respuesta es más lenta. Es bueno aclarar que esta es una situación particular del problema, debido a que se pueden ajustar los dos controladores para mejorar las características de la temperatura de salida del tanque por medio de otros parámetros, en este ejemplo en particular se muestra solo una de ellas con el fin de analizar las dos estrategias de control.

➤ perturbaciones medibles.

Ahora se simula el efecto de una perturbación impulso en la dinámica de tanque con agitación continua, se analiza como reacciona la temperatura del tanque frente a este problema. La figura 49 muestra la temperatura del tanque en presencia de una perturbación en el sistema.

Figura 49. Temperatura de salida del tanque en presencia de perturbaciones medibles



El control predictivo en presencia de perturbaciones medibles como se puede ver en la figura 49, trata de minimizar el efecto de la perturbación, estabilizando la temperatura en su referencia lo más rápido posible, las actuaciones son fuertes en los primeros instantes de tiempo. Cuando se presenta la perturbación, la señal de control actúa inmediatamente para contrarrestar este efecto y se estabiliza la

temperatura en 1°C. La temperatura controlada por control PID también responde rápidamente cuando aparece la perturbación, las actuaciones son muy grandes comparadas con las actuaciones de control DMC, pero la sintonización del PID no presenta una respuesta muy buena para este sistema ya que la temperatura no logra estabilizarse en su punto de ajuste.

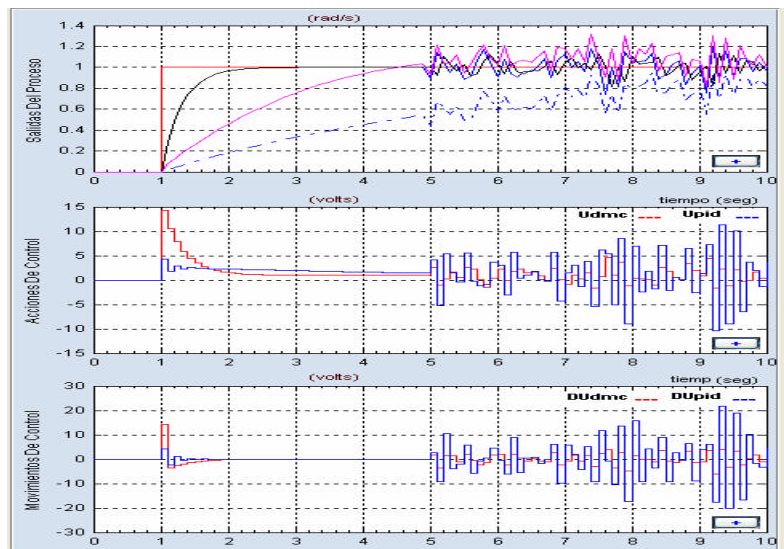
➤ Perturbaciones no medibles

Se utiliza la estrategia de control SSMPC para conocer la característica de la temperatura del tanque en presencia de ruido en el proceso. Se implementa el estimador de estados Kalman para calcular el valor de los estados minimizando el error estocástico cuando la señal de ruido se encuentra presente en el sistema.

Parámetros del control SSMPC: $N_p = 5$; $N_u = 1$; $\mathbf{I} = 0$, $\mathbf{d} = 1$; $T = 0.1$;

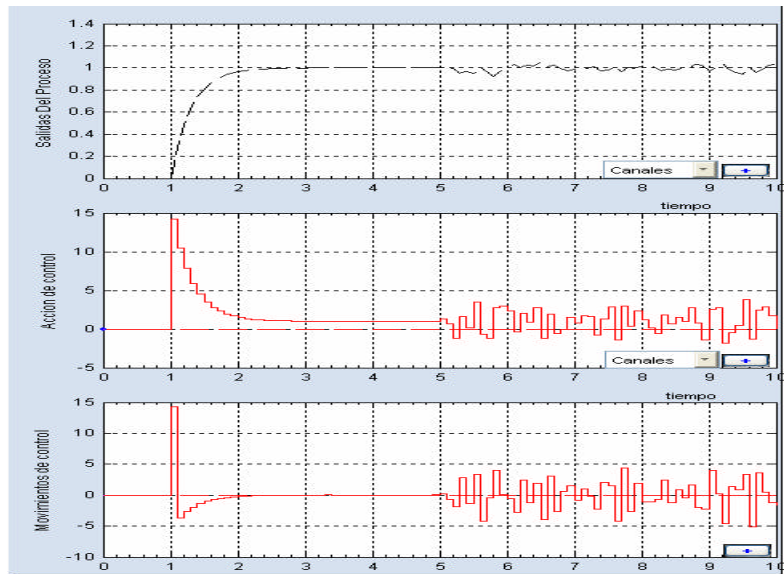
En la figura 50 se observa la temperatura del tanque en presencia de ruido, su comportamiento no es muy bueno cuando aparece el ruido en el proceso, ya que las predicciones contienen muchos errores al no conocer con exactitud la evolución de los estados de la planta.

Figura 50. Temperatura de salida del tanque en presencia de ruido



Se debe considerar el efecto del ruido en las predicciones y tratar de no alejarnos del punto de ajuste, por esta razón se estiman los estados con el filtro de Kalman, con el fin de reducir el error en la estimación de los estados, además, se busca suavizar el efecto del ruido lo mejor posible. La figura 51 muestra la salida del sistema con la utilización del estimador Kalman.

Figura 51. Temperatura de salida del tanque en presencia de ruido. (Utilización del filtro de Kalman)

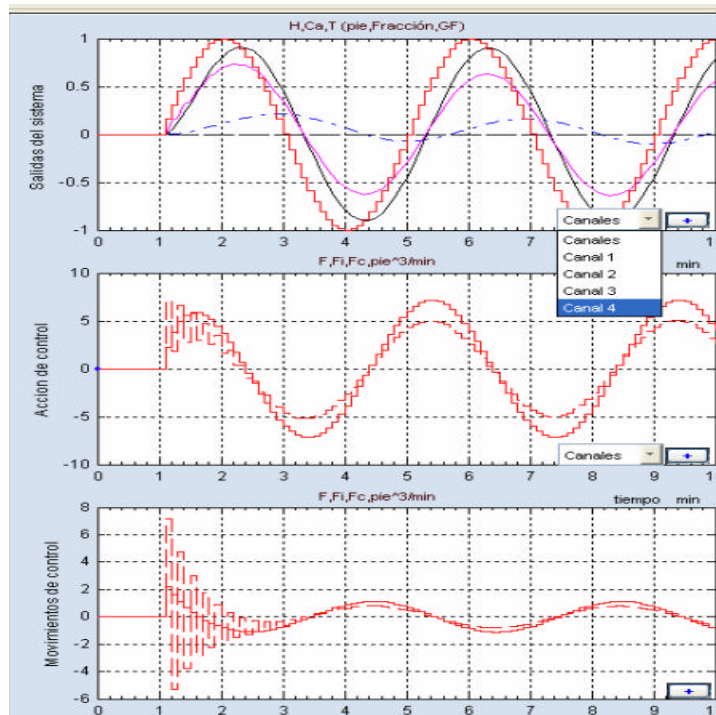


Las actuaciones del control predictivo se ajustan debido a la estimación de los estados del proceso; como podemos ver con el empleo del estimador Kalman, las variaciones de la temperatura se disminuyen logrando un mejor desempeño en la dinámica del sistema. La implementación de un estimador de estados surge para solucionar el problema cuando los estados son difíciles de conocer, cuando existe ruido en el proceso, el predictor por si solo no es capaz de mejorar la característica del sistema, necesita del estimador para luego generar predicciones más cercanas a los niveles de referencia.

➤ Referencia variable

Esta es uno de los mas importantes aportes de este trabajo de grado ya que la herramienta SICOMPC facilita al usuario modificar la referencia de varias formas (senoidal, escalón, pulso, diente sierra, rampa y triangular). La figura 52 muestra la temperatura del tanque cuando la temperatura de entrada varía en forma senoidal.

Figura 52. Temperatura de salida con referencia senoidal



En esta situación es importante mencionar el conocimiento de la trayectoria de referencia, ya que el regulador es más exacto cuando conoce en cada instante las muestras futuras de la referencia. Además, otra forma de lograr predicciones exactas es implementar horizontes de control pequeños para que las muestras lejanas al instante actual no se introduzcan en la función objetivo, esto debido a que si el horizonte de control es grande y la referencia es variable se pueden introducir muestras de datos que son valores no deseados. Esta situación se usa para la sintonía del control predictivo cuando la referencia es variable.

7.2. CONTROL PREDICTIVO EN SISTEMAS CON RETARDOS

El proceso de un horno de carbón al que se le quiere controlar la temperatura mediante la variación de la alimentación de tensión de entrada del sistema, presenta una función de transferencia para la planta de la siguiente forma:

$$G3(s) = \frac{T}{V} = \frac{e^{-s}}{(10 * s + 1) * (5 * s + 1)} \quad (7.2-1)$$

El sistema posee retardos puros intrínsecamente, se debe tratar de buscar que la temperatura del horno, busque lo más rápido posible al punto de ajuste, el cual genero un cambio de temperatura de 0°C a 1°C de forma escalonada, se debe compensar el efecto del retardo de tal forma que el sistema responda ante esta eventualidad rápidamente y se estabilice en la referencia indicada de temperatura.

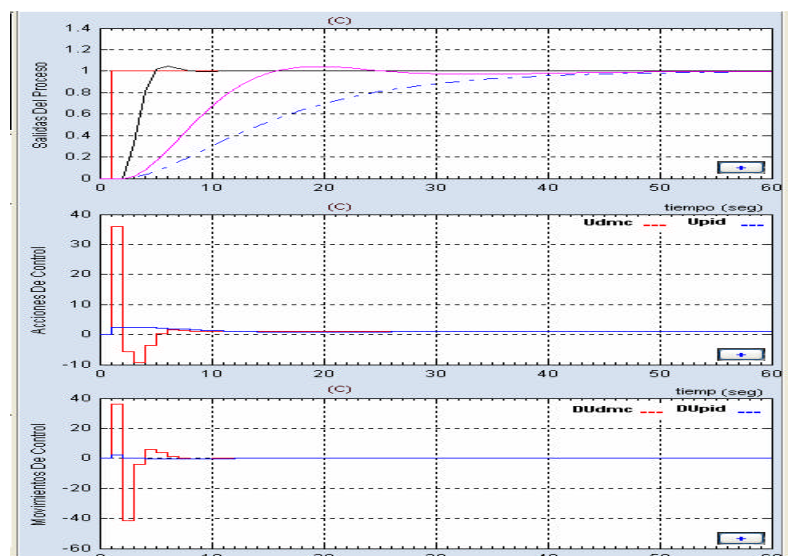
Parámetros del control DMC: $N_p=3$; $N_u=1$; $I=0$, $d=1$; $T=1$, $N=70$;

Parámetros del control SSMPC: $N_p=3$; $N_u=1$; $I=0$, $d=1$; $T=1$;

Parámetros del control PID: $k_p=2.27$; $t_d=1.49$; $t_i=16.6$; $b=1$;

La figura 53 muestra la temperatura de salida del horno de carbón para las estrategias de control predictivo y control PID.

Figura 53. Temperatura de salida del horno de carbón. (control DMC, SSMPC y PID)



En la Figura 53 se observa la eficiencia del control predictivo frente a sistemas con retardos, debido a que una escogencia del horizonte de predicción mucho más grande que el retardo del sistema hace que su efecto no sea considerable en la predicción. El mínimo prototipo de control, es cuando $NP=td+1$, siendo (td) el retardo del sistema. Para este caso el retardo del sistema es 1 y el horizonte de predicción es 3, por lo tanto en la primera iteración el control predictivo tiene conocimiento de la salida del sistema a priori, debido a esta razón cuando el sistema apenas empieza a evolucionar justo después del retardo ya el controlador predictivo tiene suficiente información para decidir adecuadamente la señal de control que enviará a la planta. La salida del control PID elimina el error es estado estable pero se ajusta la referencia muy lentamente.

Las actuaciones de tensión para el horno de carbón son más fuertes cuando se implementa el control predictivo que con el uso de las actuaciones del PID,

7.3 CONTROL PREDICTIVO EN SISTEMAS DE FASE NO MÍNIMA

Considere el problema del reactor de Van de Vusse. El modelo continuo de espacio de estados es:

$$A = \begin{bmatrix} -2.4048 & 0 \\ 0.83333 & -2.2381 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 7 \\ -1.117 \end{bmatrix}; C = [0 \ 1]; D = [0]$$

Donde la salida del proceso es la concentración de la sustancia y la variable manipulada es la variación de dilución de la sustancia en el reactor.

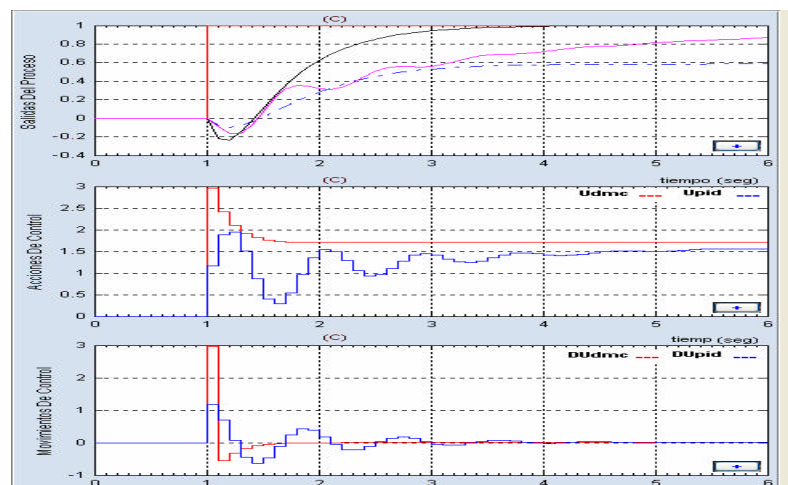
Parámetros del control DMC: $N_p = 10$; $N_u = 1$; $I = 0$, $d = 1$; $T = 1$, $N = 70$;

Parámetros del control SSMPC: $N_p = 10$; $N_u = 1$; $I = 0$, $d = 1$; $T = 1$;

Parámetros del control PID: sintonización ITAE, $k_p = 1.1$; $td = 0.62$; $ti = 1.58$; $b = 1$;

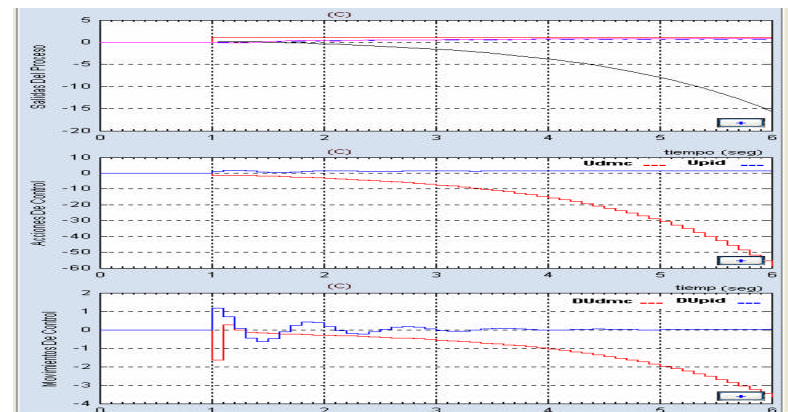
Para este sistema se puede deducir que la escogencia adecuada del horizonte de predicción, permite eliminar el efecto de la fase no mínima y evolucionar adecuadamente la salida del reactor. El comportamiento de la concentración del reactor, en los primeros instantes experimenta una respuesta inversa pero el control predictivo trata de compensar ese efecto, de tal forma, que después de cierto tiempo la concentración busca ajustarse a la referencia, para eso las actuaciones de control son fuertes en los primeros instantes. La salida del control PID sintonizado con el criterio ITAE, le cuesta mucho superar la etapa de la fase no mínima del sistema sin poder estabilizarse en el punto de ajuste. En la Figura 54 se muestra la concentración del reactor y las actuaciones de los controladores.

Figura 54. Concentración del reactor. (Sistema de fase no mínima)



Si se disminuye el valor para el horizonte de predicción a siete muestras, la concentración de la sustancia del reactor se inestabiliza y por tal razón, se afirma que la escogencia del horizonte de predicción es importante para eliminar los efectos de la respuesta inversa. Esto se muestra en la Figura 55.

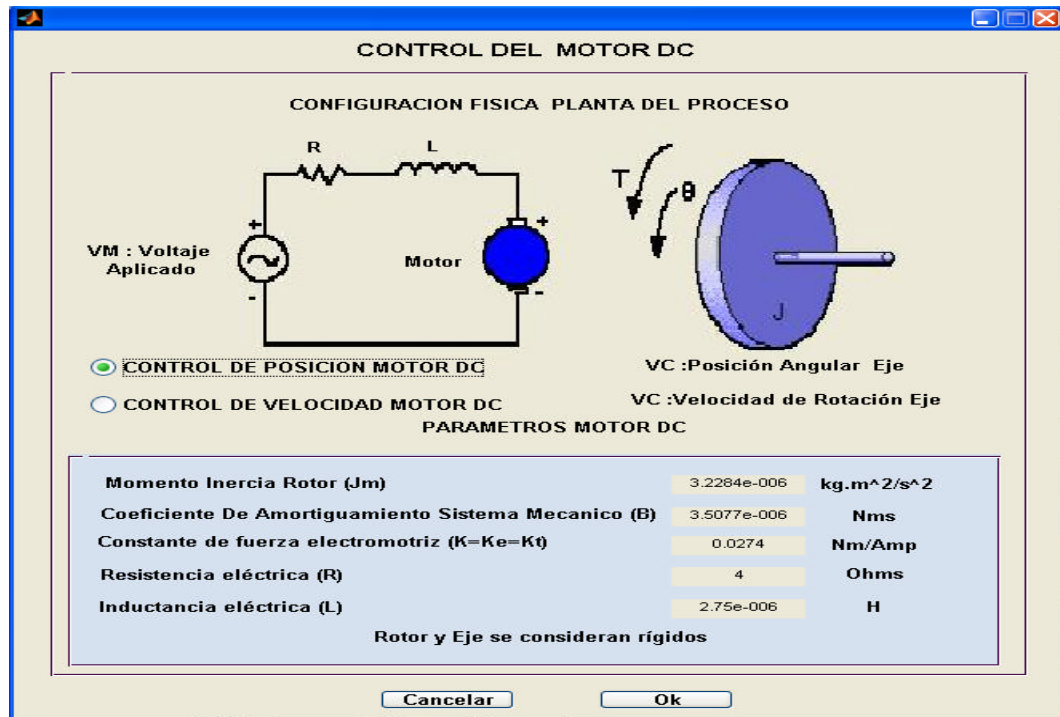
Figura 55. Concentración del reactor. (Sistema de fase no mínima inestable)



7.4 CONTROL DE POSICIÓN Y VELOCIDAD DEL MOTOR DC

La figura 56 muestra el modelo de la planta del motor DC.

Figura 56. Planta del motor DC



Para este ejemplo, se asumen los siguientes parámetros físicos, [19].

Momento de inercia del rotor, $J = 0.01 \text{ kgm}^2 / \text{s}^2$.

Coeficiente de amortiguamiento del sistema mecánico, $b = 0.1 \text{ Nms}$.

Constante de fuerza electromotriz $K = K_e = K_t = 0.01 \text{ Nm/Amp}$

Resistencia eléctrica, $R = 1 \text{ ohm}$

Inductancia eléctrica, $L = 0.5 \text{ H}$

Entrada: Fuente de Tensión (V)

Salida: posición del eje (θ)

El rotor y eje se consideran rígidos

➤ Ecuaciones del Sistema

El torque del motor (T), se relaciona con la corriente de armadura (i) por un factor constante (K_t). La fuerza contraelectromotriz e , se relaciona con la velocidad de rotación mediante las siguientes ecuaciones

$$\begin{aligned} T &= K_t * i \\ e &= k_e * \dot{q} \end{aligned} \quad (7.4-1)$$

En base a la ley de Newton y la ley de Kirchoff, resultan las siguientes ecuaciones diferenciales que describen la dinámica del sistema:

$$\begin{aligned} J * \ddot{q} + b * \dot{q} &= K * i \\ L * \frac{di}{dt} + R * i &= V - K * \dot{q} \end{aligned} \quad (7.4-2)$$

1. Función de Transferencia

En términos de laplace se tiene:

$$\begin{aligned} s * (Js + b) * q(s) &= KI(s) \\ (Ls + R) * I(s) &= V - Ks q(s) \end{aligned} \quad (7.4-3)$$

Eliminando $I(s)$ podemos obtener la siguiente función de transferencia del sistema, donde la velocidad de rotación es la salida y la tensión es la variable manipulada.

$$\frac{\dot{q}}{V} = \frac{K}{(J * s + b) * (L * s + R) + K^2} \quad (7.4-5)$$

Para el control de posición del motor, la función de transferencia que caracteriza el sistema es:

$$\frac{q}{V} = \frac{K}{s * ((J * s + b) * (L * s + R) + K^2)} \quad (7.4-6)$$

2. Espacio de Estado

La descripción del sistema de estados en el dominio temporal puede obtenerse definiendo las variables físicas, velocidad de rotación \dot{q} y corriente de armadura $i(t)$ como variables de estado, la tensión de armadura $v(t)$ como variable manipulada y la velocidad de rotación del motor como variable a controlar.

- Espacio de estados para el control de la posición del motor DC.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{b}{J} & \frac{K}{J} \\ 0 & -\frac{K}{L} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} * v \quad (7.4-7)$$

$$\mathbf{q} = [1 \ 0 \ 0] * \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix}$$

- Espacio de estados para el control de la velocidad del motor DC.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{b}{J} & \frac{K}{J} \\ -\frac{K}{L} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} * v \quad (7.4-8)$$

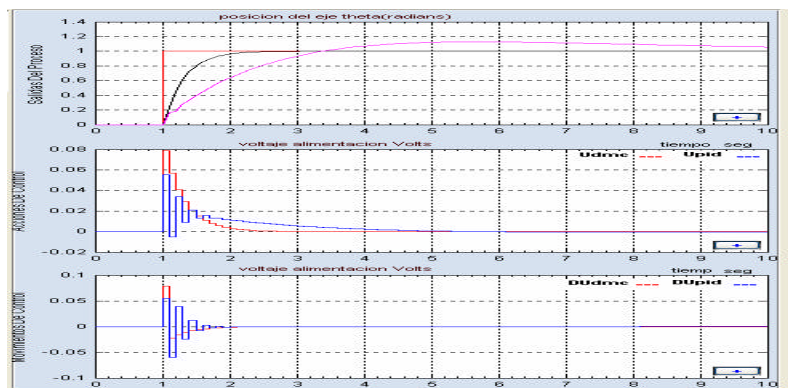
$$\mathbf{q} = [1 \ 0] * \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ I \end{bmatrix}$$

En caso particular se analiza el comportamiento del motor para los siguientes parámetros del control predictivo.

Parámetros del control DMC: $N_p = 5$; $N_u = 1$; $I = 0$, $d = 1$; $T = 0.1$, $N = 150$;

La figura 57 muestra la posición del motor DC mediante el control de la alimentación de entrada.

Figura 57. Control de posición del motor DC

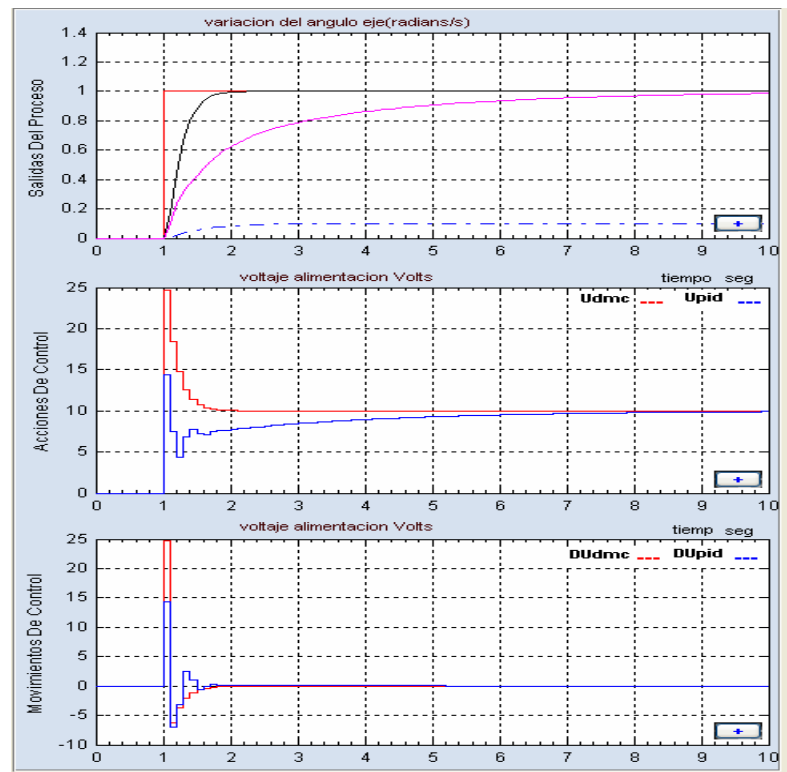


Como se puede ver en la Figura 57 la posición del motor mediante el control DMC es rápida y se estabiliza en el valor deseado de la referencia, mientras que la

señal PID sintonizada por el método Cohen-Coon presenta un error en estado estable y además presenta sobrepaso de la variable de salida con respecto a la referencia de posición en el motor.

En cuanto al voltaje de alimentación en el control DMC, la señal es más fuerte y penaliza rigurosamente los errores iniciales mientras que la señal de voltaje en el control PID la magnitud es pequeña. Los valores de este sistema se pueden escalar con otros parámetros, de tal forma que se puedan encontrar valores más reales de las señales manipuladas del sistema. Ahora para controlar la velocidad del motor, la Figura 58 muestra la característica de la velocidad angular del motor DC.

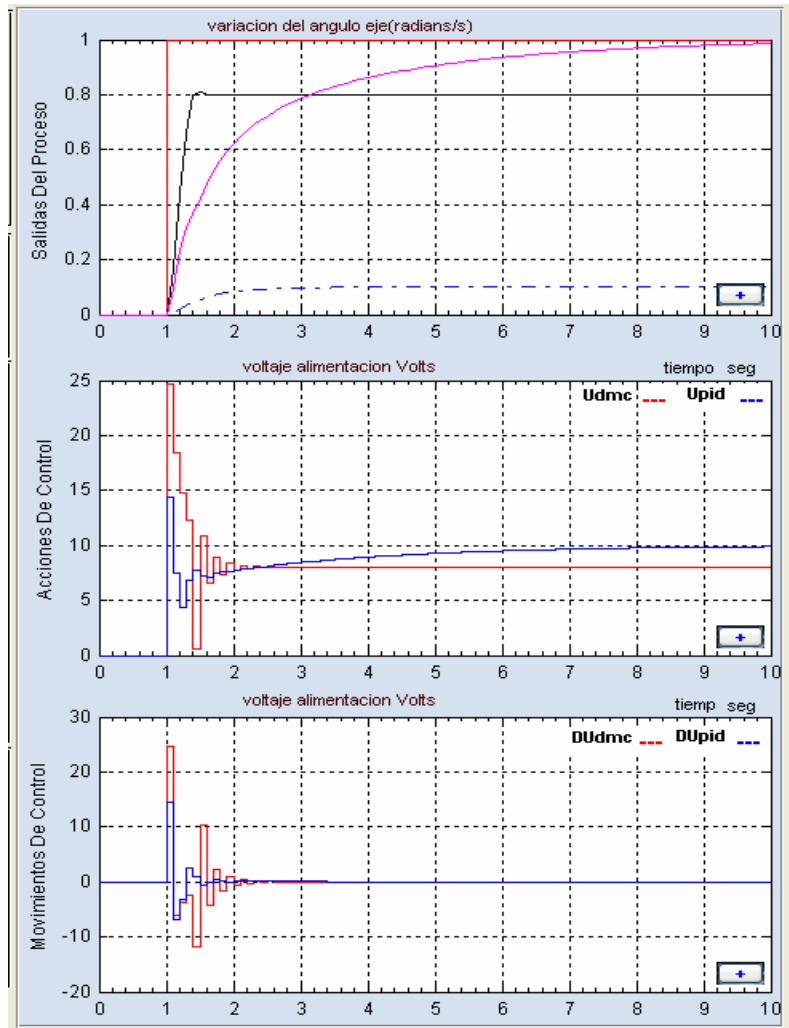
Figura 58. Control de velocidad el motor del motor DC



Las dos estrategias de control evitan el error en estado permanente pero el control DMC, brinda mejor prestación debido a que la respuesta es más rápida, mientras que la salida del control PID, es lenta, la tensión en el motor debido al controlador predictivo es mayor que la señal del control PID, esta característica no es muy buena debido a que señales de control muy elevadas pueden afectar el comportamiento del sistema y a nivel industrial deben existir restricciones en las actuaciones con el fin de que los dispositivos que interviene en el sistema de control no sufran daños.

Se utiliza ahora el control DMC con restricciones en la velocidad del motor, se obliga a que el sistema no pueda sobrepasar una referencia de velocidad de 0.8 rad/s. y un voltaje de 25 volts. La figura 59 muestra la velocidad del motor con restricciones de seguridad en el proceso.

Figura 59. Velocidad del motor DC con restricciones

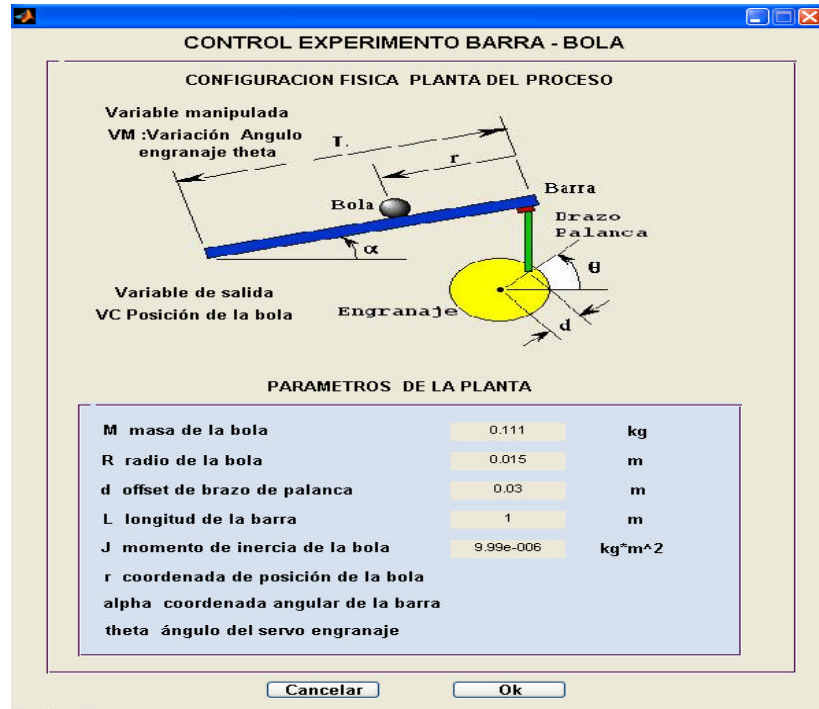


Se puede ver que la velocidad del motor se establece en 0.8rad/s, además, el rango de la actuaciones del voltaje no sobrepasan los 25 volts. Al implementar las restricciones se optimiza mejor el proceso con el fin de no violar criterios de seguridad.

7.5 CONTROL DE POSICIÓN DE LA BARRA Y LA BOLA

La figura 60 muestra el modelo del sistema barra y bola.

Figura 60. Modelo experimental barra-bola



Planteamiento del problema de control.

Se coloca una bola sobre una barra, donde se permite rodar con un grado de libertad a lo largo de la barra. Se adiciona un brazo de palanca a la barra en uno de sus extremos y un servo engranaje en el otro. A medida que el servo engranaje gira a un ángulo (q), la palanca cambia el ángulo de la barra (a). Cuando se cambia el ángulo a a partir de la posición vertical, la gravedad ocasiona que la bola ruede a lo largo de la barra. Debe diseñarse un controlador para este sistema de modo que pueda manipularse la posición de la bola, [19].

Para este ejemplo, se asumen los siguientes parámetros físicos, [19].

Masa de la bola, $M=0.11$ kg
Radio de la bola, $R=0.015$ m
Offset de brazo de palanca; $d=0.03$ m
Aceleración gravitacional, $g=9.8$ m/s²
Longitud de la barra $L=1.0$ m
Momento de inercia de la bola $J = 9.99e - 6 \text{ kgm}^2 / \text{s}^2$.

Coordenada de posición de la bola (r).
 Coordenada angular de la barra (a).
 Ángulo del servo engranaje (q).

- **Ecuaciones del Sistema**

La ecuación que relaciona el ángulo de la barra con el ángulo del engranaje puede aproximarse a una relación lineal mediante la ecuación:

$$a = \frac{d}{L} * q \quad (7.5.2-1)$$

1. Función de Transferencia del sistema.

La variable controlada es la posición de la bola y la variable manipulada es la posición angular del servo engranaje y se expresa así:

$$\frac{R(s)}{q(s)} = - \frac{mgd}{L(\frac{J}{R^2} + m)} * \frac{1}{s^2} \quad (7.5.2-2)$$

2. Espacio de Estados de la planta.

Normalmente se manipula el ángulo del engranaje (q) para controlar la posición r de la barra y bola, pero para esta aplicación se controla la posición angular de la barra mediante el control del torque aplicado en el centro de la barra.

La representación en espacio de estado del ejemplo de la barra y bola es:

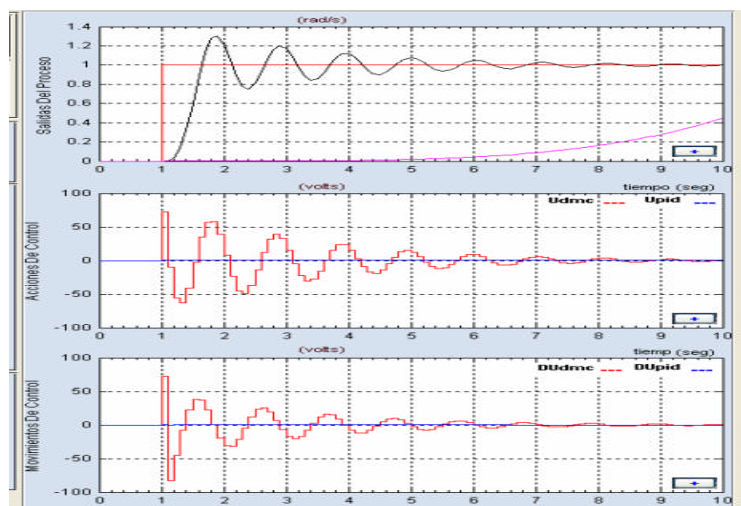
$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ a \\ \dot{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-mg}{\left(\frac{J}{R^2} + m\right)} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ a \\ \dot{a} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} * u \quad (7.5.2-3)$$

$$r = [1 \quad 0 \quad 0] * \begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ a \\ \dot{a} \end{bmatrix}$$

La variable manipulada es u y la variable controlada es la posición de la bola.

Parámetros del control DMC: $N_p=5$; $N_u=1$; $I=0$, $d=1$; $T=0.1$, $N=150$;

Figura 61. Control de posición de la bola



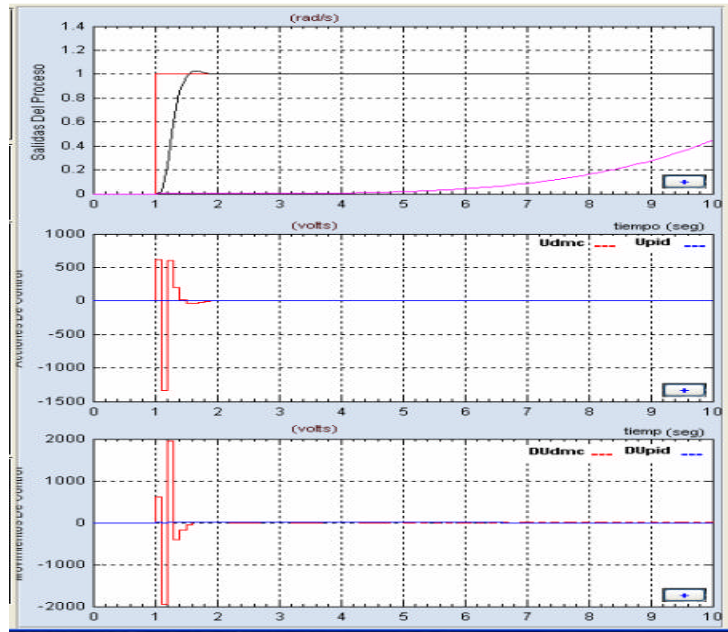
En la Figura 61 se puede ver que la posición de la bola es oscilatoria y que al sistema le cuesta estabilizarse en un valor de ajuste de posición para la bola, el sistema evita el error en estado estacionario. De todas formas se debe evitar este comportamiento oscilatorio en los primeros instantes del funcionamiento de este experimento, se debe tratar de que la posición de la bola se establezca rápidamente.

Por otra parte la salida del sistema controlado por PID es inestable y sintonizado con Ziegler-Nichols no alcanza a presentar la verdadera dinámica del sistema, el método de identificación a lazo abierto no es muy bueno en este caso. Ahora se ajustan los parámetros del control DMC para mejorar el comportamiento del sistema, evitando las oscilaciones a lo largo del horizonte de predicción.

Se ajusta el control predictivo a un horizonte de predicción igual a 9 y el horizonte de control igual a 3 de tal forma que en los cálculos de la función objetivo se pueda optimizar mejor los errores en la predicción. La ponderación de control es cero y la ponderación del error de predicción es 1 para obtener un control fino sin sobreactuaciones en la señal manipulada.

La figura 62 muestra la respuesta del sistema con parámetros de control DMC ajustados.

Figura 62. Control de posición de la bola. (Parámetros ajustados)

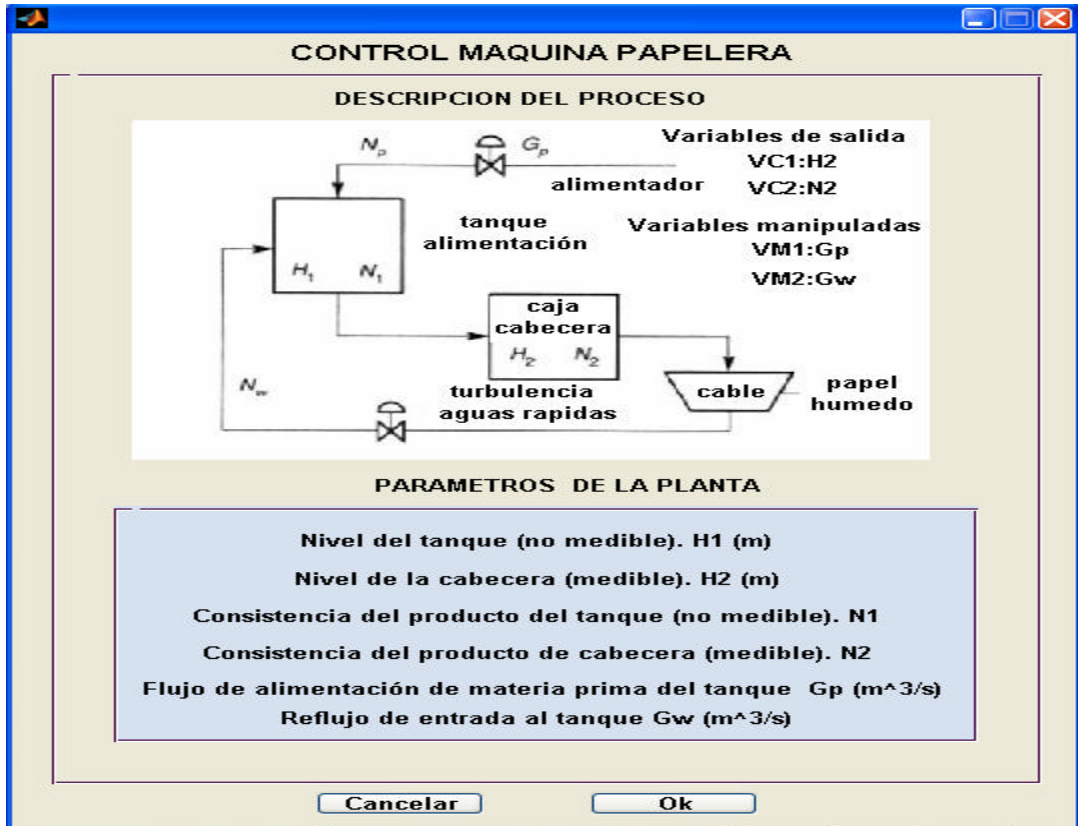


Bajo este criterio de control el sistema logra estabilizarse generando así señales de control muy fuertes en los primeros instantes, esto no es del todo muy bueno considerando los efectos de seguridad del proceso, pero para esta aplicación se obtienen resultados óptimos generándose respuestas rápidas a la salida.

7.6 CONTROL PREDICTIVO DE UNA MAQUINA DE PAPEL

En la figura 63 se presenta el proceso para la maquina de papel, se indica las variables controladas y manipuladas del proceso, además, se explican la descripción del proceso.

Figura 63. Planta del sistema de la maquina de papel



La dinámica del sistema a controlar se identifica de esta forma, [20]:

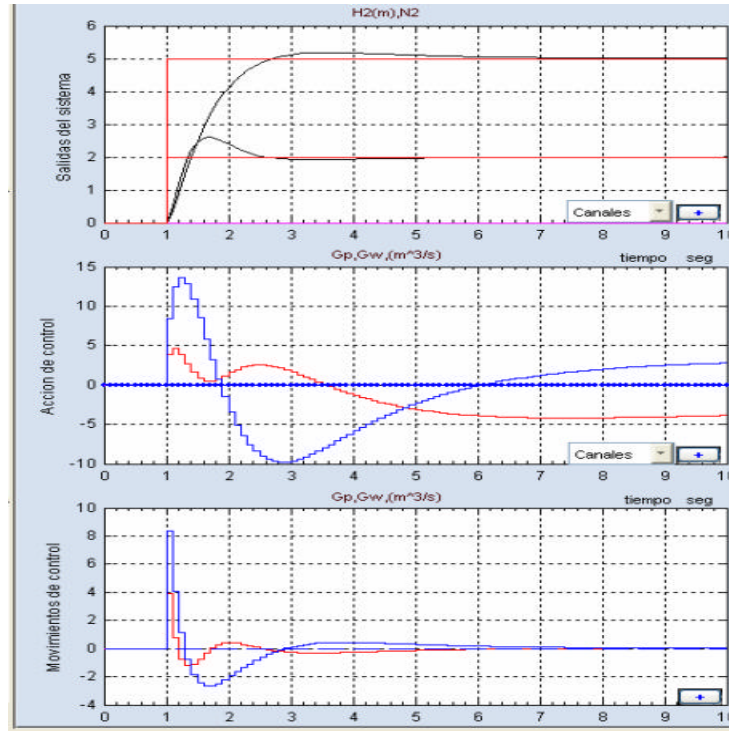
$$\begin{bmatrix} H1(K+1) \\ H2(K+1) \\ N1(K+1) \\ N2(K+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.02 & 0 & 0 & 0 \\ 0.11 & 0.43 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 & 0 \\ 0.10 & -0.67 & 0.3 & 0.43 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} H1(K) \\ H2(K) \\ N1(K) \\ N2(K) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.65 & 0.65 \\ 0.28 & 0.28 \\ 1.52 & -0.74 \\ 0.99 & 0.15 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} Gp(k) \\ Gw(k) \end{bmatrix} \quad (7.6-1)$$

El sistema para la maquina de papel busca controlar el nivel del tanque del agua y la consistencia del tanque mediante la manipulación de los flujos de

alimentación y el flujo entrante, los nombres para estas variables de proceso los puede revisar en la figura 63.

Parámetros del control SSMPC: $N_p=10$; $N_u=3$; $I=[0.6;0.6]$, $d=[3.2;3.2]$; $T=0.1$;
En la figura 64 se muestra la respuesta del sistema de la maquina de papel.

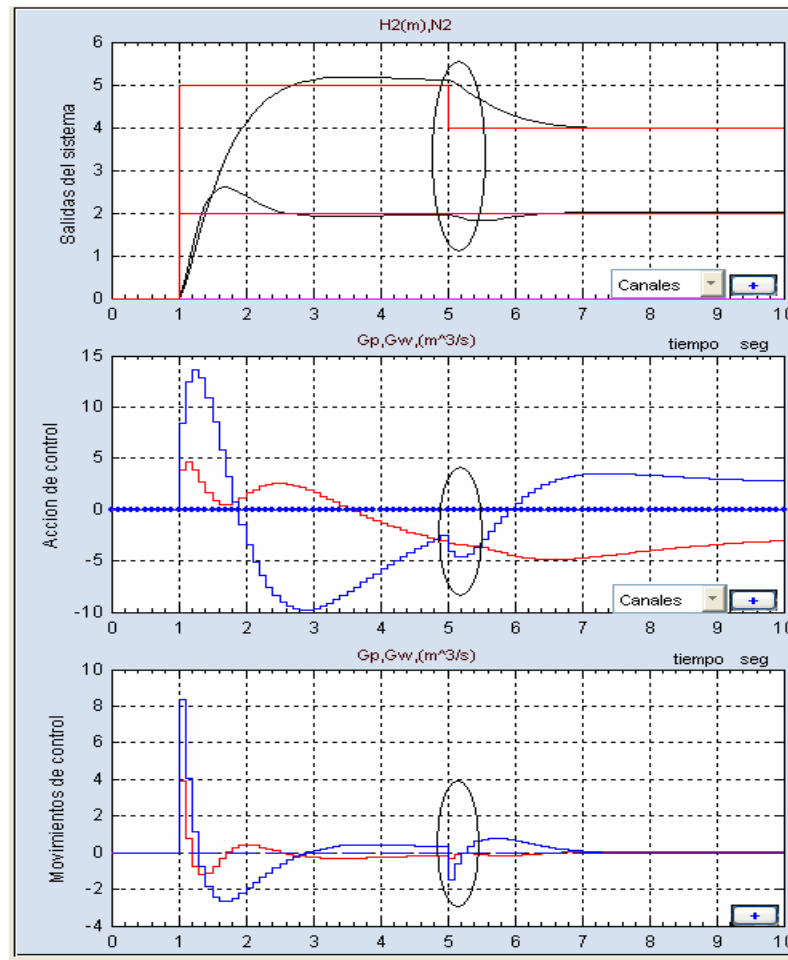
Figura 64. Control de nivel y consistencia del tanque de agua en la maquina de papel



Como resultado las variables interaccionan muy bien entre si de tal forma que las variables controladas alcanzan sus puntos de ajustes muy rápidamente y se eliminan los errores estacionarios. Las actuaciones de control son fuertes en los primeros instantes de error con el fin de estabilizar el sistema lo más rápidamente posible. Como se observa en la figura 64 las acciones de los flujos en el proceso interactúan a lo largo de todo el proceso para mantener las variables controladas en sus referencias. A los 5 segundos aparece un cambio en el punto de ajuste del nivel del tanque de tal forma que disminuye de 5 a 4 metros, el punto ajustado para la consistencia del tanque se mantiene igual en todo el proceso.

En la figura 65 se muestra la respuesta del nivel del tanque y de la consistencia del tanque cuando sucede el cambio en el punto de ajuste.

Figura 65. Control de nivel y consistencia del tanque de agua en la maquina de papel, Cambio en el punto de ajuste



El sistema reacciona frente al cambio en el punto de ajuste, se debe notar la interacción entre las variables debido a que cuando se afecta la referencia del nivel del tanque, la consistencia del tanque también se afecta y actúa de acuerdo a la dinámica del proceso, lo mismo sucede para las actuaciones de las señales de flujo que interviene en la maquina de papel.

7.7 HERRAMIENTA SICOMPC VS HERRAMIENTA SYSQUAKE

SysQuake es un Potente, flexible e innovador software para el diseño y simulación de sistemas dinámicos. Se diferencia por su interactividad sin precedentes que incrementa la productividad del usuario. A continuación se validan algunos resultados de la herramienta SICOMPC frente a la herramienta de cómputo SYSQUAKE en el diseño de control predictivo y control PID ideal.

➤ Control de un reactor químico.

Uno de los ejemplos disponibles en la herramienta consiste en un tanque de mezcla, donde las variables a controlar son la concentración de salida y la temperatura del reactor, y las variables manipuladas son el flujo de material y de líquido refrigerante, [21]. La matriz de transferencia del reactor es la siguiente:

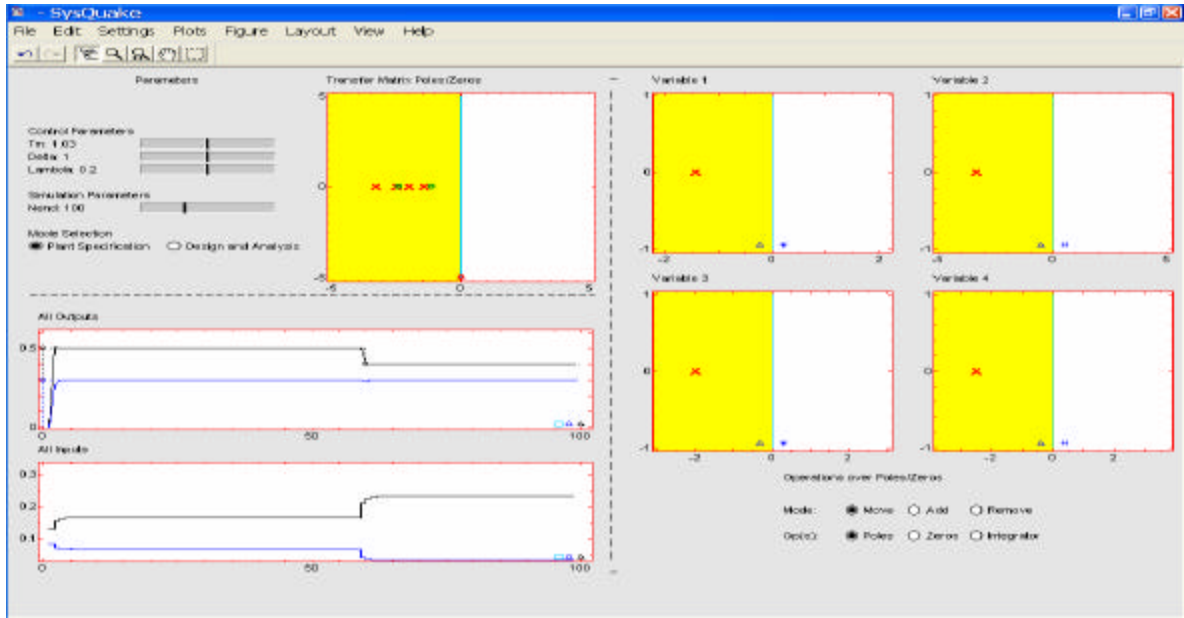
$$\begin{bmatrix} y1(s) \\ y2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1+0.1s} & \frac{5}{1+s} \\ \frac{1}{1+0.5s} & \frac{2}{1+0.4s} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u1(s) \\ u2(s) \end{bmatrix} \quad (7.7-1)$$

Los horizontes de predicción para ambas variables se han establecido a un valor de 3, los de control a 2 y los pesos \mathbf{d} y \mathbf{I} a 1 y 0.1 respectivamente. Las referencias deseadas han sido de 0.5 para la concentración de salida y 0.3 para la temperatura del reactor. En el instante de muestreo 70 se puede observar en las figuras 66 y 67 que se ven en la siguiente pagina, que se produce un cambio de consigna en la concentración de salida de 0.5 a 0.4, reaccionando ambas variables frente al cambio. De esta forma se refleja la interrelación existente entre las variables.

Parámetros del control SSMPC: $N_p=3$; $N_u=2$; $\mathbf{I}=[0.1;0.1]$, $\mathbf{d}=[1;1]$; $T=1$;

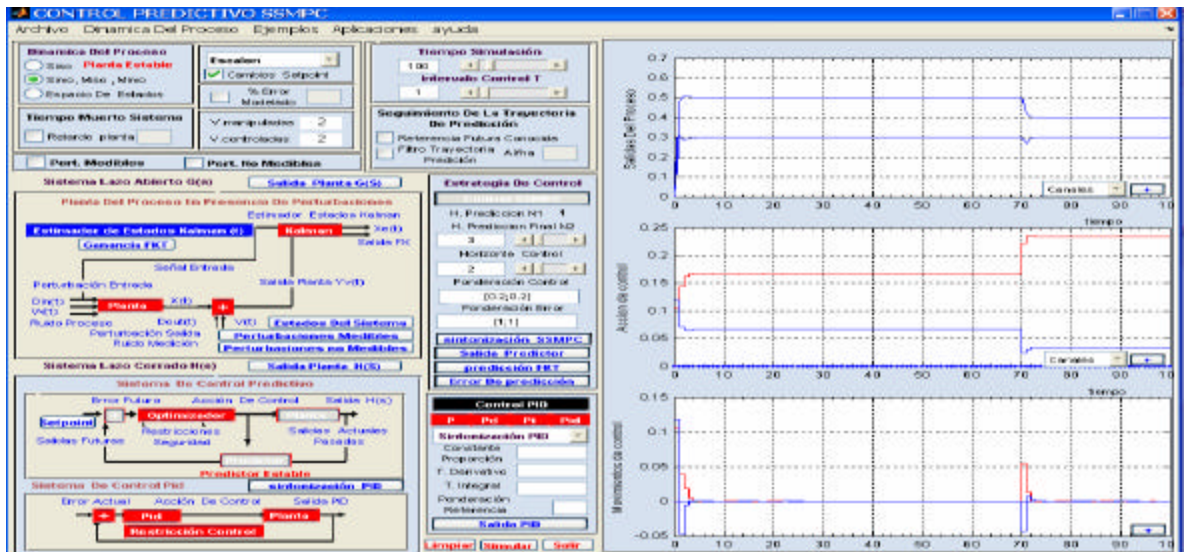
La figura 66 muestra la simulación del control predictivo para la planta del reactor mediante la herramienta SYSQUAKE.

Figura 66. Control del reactor mediante la aplicación de la herramienta SYSQUAKE



La figura 67 muestra la simulación del control predictivo para la planta del reactor mediante la herramienta SICOMPC.

Figura 67. Control del reactor mediante la aplicación de la herramienta SICOMPC



Analizando las respuestas de las dos herramientas se puede decir que la herramienta SICOMPC presenta un comportamiento similar al de la herramienta SYSQUAQUE, esto con el fin de validar los resultados de la herramienta con otras herramientas poderosas en el mercado del software de simulación de control.

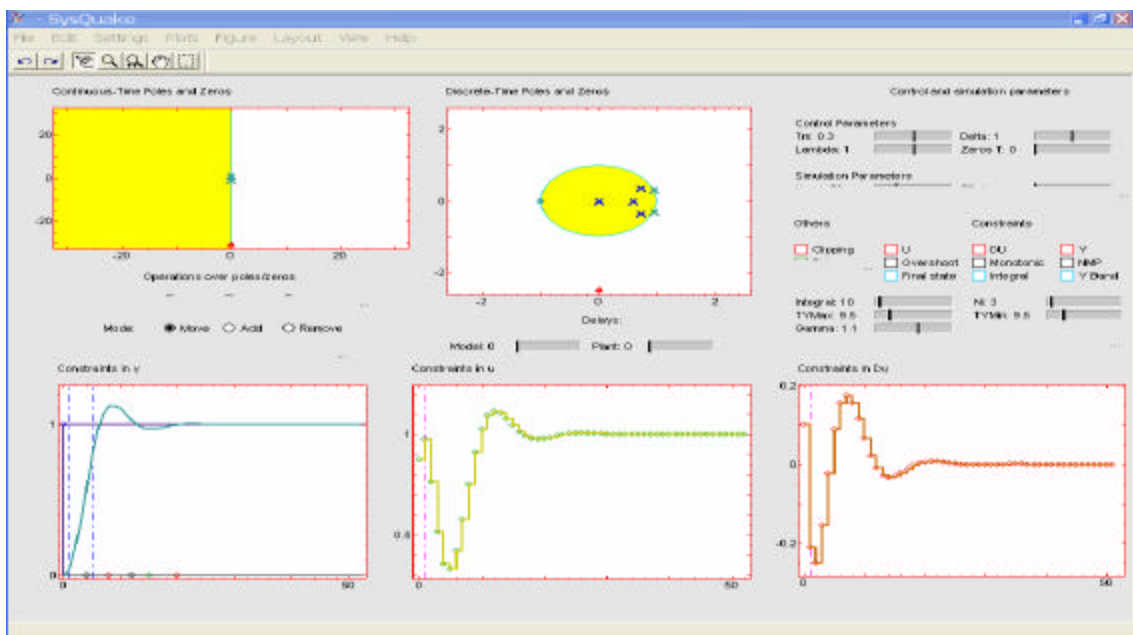
A continuación se simula la siguiente planta para analizar la respuesta en las dos herramientas, con el fin de validar la potencialidad de la herramienta SICOMPC frente a otra herramienta de simulación de control predictivo y control PID.

$$G_p(s) = \frac{1}{s^2 + s + 1}$$

Parámetros del control: $N_p=5$; $N_u=1$; $l=1$, $d=1$; $T=0.3$;

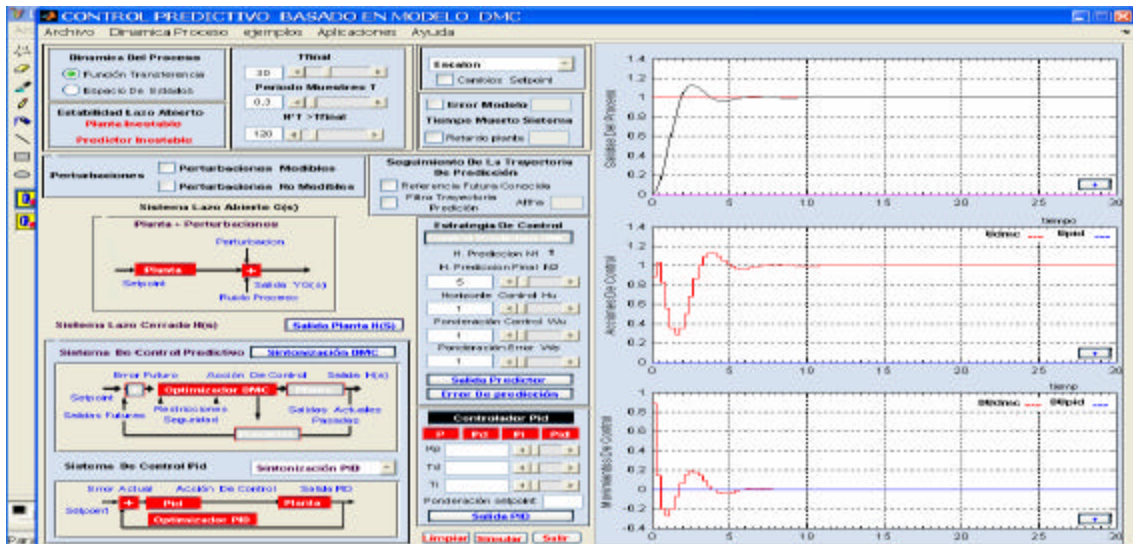
La figura 68 muestra la simulación del control predictivo para la planta del reactor mediante la herramienta SYSQUAQUE.

Figura 68. Simulación de control predictivo. (Herramienta SYSQUAQUE)



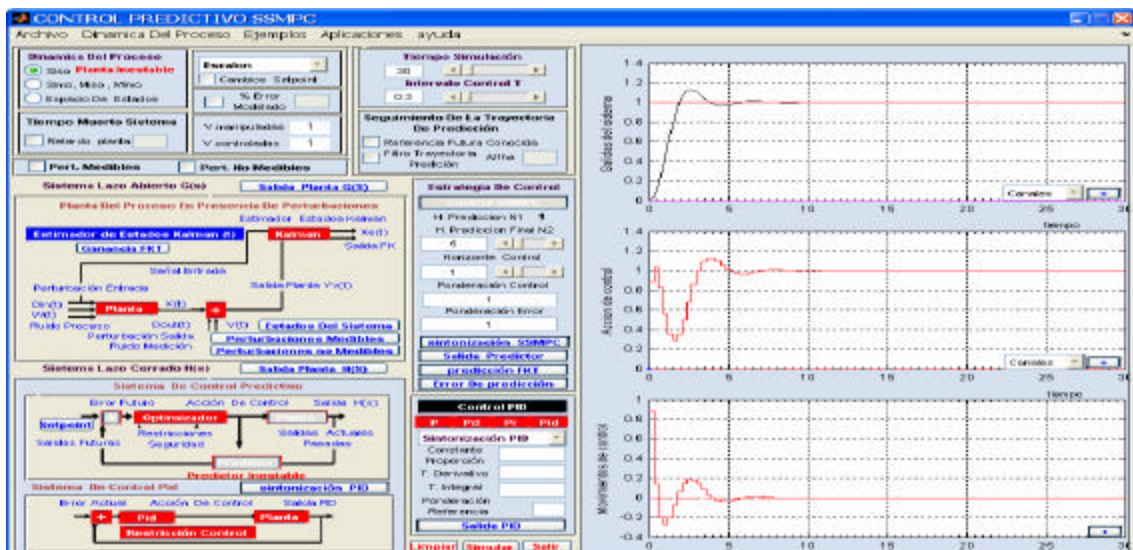
La figura 69 muestra la simulación del control predictivo para la planta del reactor mediante la herramienta SICOMPC-SSMPC.

Figura 69. Simulación de control predictivo. (Herramienta SICOMPC-SSMPC)



La figura 70 muestra la simulación del control predictivo para la planta del reactor mediante la herramienta SICOMPC –DMC

Figura 70. Simulación de control predictivo. (Herramienta SICOMPC-DMC)



Como podemos ver en las anteriores figuras los resultados de las dos herramientas es bastante cercano por tal razón podemos verificar que los

resultados obtenidos con la herramienta SICOMPC son similares ala otra herramienta.

Simulación de estrategia de control PID digital SICOMPC VS SYSQUAQUE .

Parámetros del control PID: $k_p=1$; $t_d=1$; $t_i=1$; $b=1$;

Las figuras 71 y 72 muestran respectivamente las salida del sistema mediante el control PID sintonizada con los mismo parámetros de control.

Figura 71. Simulaciones de control PID. (Herramienta SICOMPC-PID)

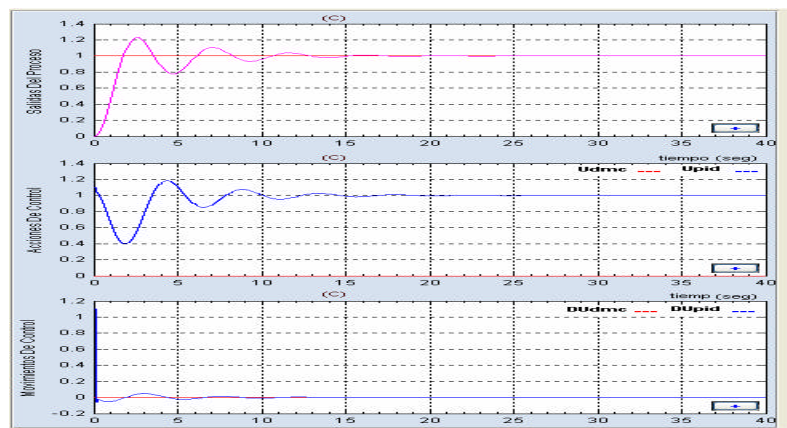
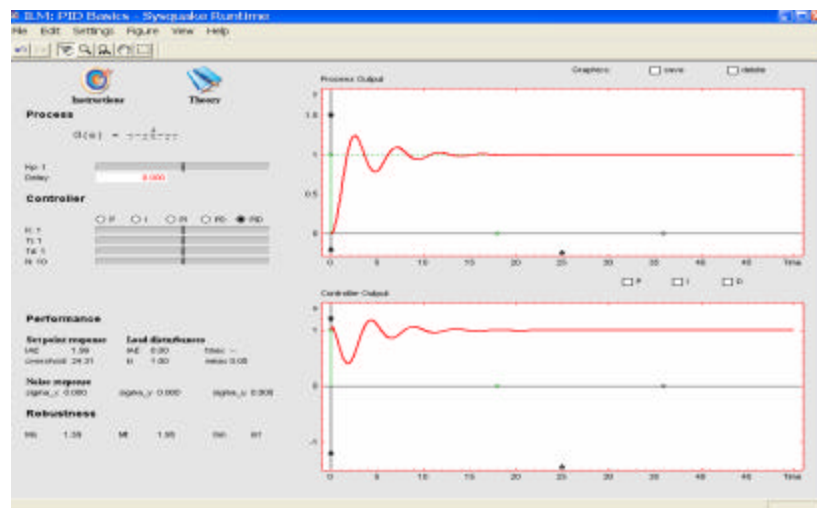


Figura 72. Simulaciones de control PID. (herramienta SYSQUAQUE)



CONCLUSIONES

Finalizando el presente trabajo se tienen las siguientes conclusiones.

1. Se cumplieron los objetivos planteados en la propuesta de trabajo de grado.
2. Se desarrolló una herramienta computacional (SICOMPC) en la plataforma de MATLAB® que permite simular diversos escenarios y estrategias de control predictivo, comparando su desempeño con la estrategia de control PID.
3. El programa SICOMPC es una herramienta para simulación de control predictivo como método didáctico de aprendizaje en control de procesos industriales para la comunidad académica de la Universidad Industrial de Santander.
4. La herramienta SICOMPC permite implementar las estrategias de control predictivo de una forma sencilla puesto que el diseño de la interfaz bosqueja las estructuras de control, además, resulta fácil de interpretar por del usuario final.
5. La herramienta SICOMPC permite configurar estrategias de control PID convencionales con el fin de comparar criterios de rendimiento con los controladores predictivos.
6. Se desarrolló un manual de usuario y una guía de laboratorio para que los estudiantes interesados en la herramienta puedan entender fácilmente su funcionamiento y las características generales de los controladores predictivos implementados.
7. La herramienta computacional cumple con criterios de desempeño, validación ya que si el usuario no accede los datos correctamente (SICOMPC) automáticamente se encarga de indicar los errores de configuración.
8. Para futuros trabajos de grados relacionados con la temática de control de procesos, esta herramienta resulta útil como soporte de capacitación en control predictivo.

RECOMENDACIONES

1. Continuar trabajando en el desarrollo de los objetos de la temática de control predictivo aplicados a la industria de procesos.
2. Se recomienda la continuación de este trabajo, de tal forma que sea posible la implementar otras técnicas de controladores predictivos y técnicas de sintonización específicas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Ureña Trejos. Cristian, Murillo Solí. Iván. Introducción al control predictivo, Universidad de Costa Rica, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Departamento de Automática, 2003. 22p
- [2]. Bordóns Alba, Carlos. Control Predictivo: metodología, tecnología y nuevas perspectivas, Aguadulce, Almería: Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad de Sevilla, 2000. 73 p.
- [3]. Bequette B. Wayne. Process Control: Modeling, Design and Simulation (Prentice-Hall International Series in the Physical and Chemi), Upper Saddle River, NJ (2003). pp 487-519.
- [4]. Rossiter. J. Anthony. Model-Based Predictive Control: A Practical Approach, CRC Press, New York, Technology & Industrial Arts, 2003. 318 p.
- [5]. Berenguel Soría. Manuel. Control Predictivo con Restricciones, Almería: Escuela Superior de Ingenieros, Departamento de Ingeniería de sistemas y automática, Universidad de Sevilla, Noviembre, 1996. 67 p.
- [6]. De Prada. Cesar. Los manuales de ingeniería química, instrumentación y control de procesos, fundamentos de control predictivo de procesos, Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática. Facultad de Ciencias. Universidad de Valladolid, marzo 1997. pp 141-147.
- [7]. Daniel R. Lewin. Lecture 12: Model Predictive Control. Process Control System Design (online), Department of Chemical Engineering, Technion, Haifa, Israel, March 14, 2005. 17 p.
- [8]. Eduardo F. Camacho y Carlos Bordóns. Revista iberoamericana de automática e informática industrial (RIAI), Vol. 1. Control Predictivo: pasado, presente y futuro (online), Sevilla, España, Escuela Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla, 2004. 24 p.
- [9]. Gamero Argüello. Ignacio. Modelización e Implementación de Control Predictivo en un Microrobot Autónomo, España, Universidad de Barcelona, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, julio 1999. 53 p.
- [10]. Marruedo Limón. Daniel. Control Predictivo De Sistemas no lineales con Restricciones: Estabilidad y Robustez, España, Universidad De Sevilla, Julio 2002. 311 p.

- [11]. Saucedo. Salvador. Filtraje de Kalman para sistemas discretos: Estimación de Estado con el Filtro de Kalman, (online). www.prodigyweb.net.mx/saucedo8/controlIV/caso3.pdf. 17 p.
- [12]. Solera Ramírez. Álvaro. El Filtro de Kalman, Costa rica, banco central de costa rica división económica, departamento de investigaciones económicas, julio del 2003. 33 p.
- [13]. Alfaro, Víctor. Identificación de los modelos para los procesos controlados. San José de Costa Rica, Universidad de Costa Rica. Departamento de Automática, 2005. 20 p.
- [14]. Alfaro, Víctor. Métodos de sintonización. San José de Costa Rica, Universidad de Costa Rica. Departamento de Automática. 2005, 53 p.
- [15]. Peñarrocha Ignacio. Implementación digital de controladores PID, (online), 16 de enero de 2006. 60 p.
- [16]. Regulador PID, (online). http://www.fi.uba.ar/materias/6665/material/Clase_04b.pdf. 13 p.
- [17]. CORREA, Carlos Rodrigo. Apuntes de curso Sistemas de Control Clásico y Digital. Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones.
- [18]. The MathWorks, Inc: Control System Toolbox, Design continuous or discrete time Kalman estimator. <http://www.mathworks.com/help.html>.
- [19]. Control Tutorials for Matlab. Universidad de Michigan (online). <http://www.engin.umich.edu/group/ctm/>.
- [20]. García Nieto. S, Martínez Sanchos. Resumen: Simulador de Controladores Predictivos Multivariables Con Modelos en Espacio de Estados, Dpto. de ingeniería de sistemas y automática. Universidad politécnica de valencia. 8p
- [21]. Guzmán. José Luisa y Berenguel. Manuel. SYSQUAQUE, MIMO-GPCIT. Herramienta interactiva de control predictivo generalizado para sistemas multivariables, Madrid 2003. 11p.

**HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA SIMULACIÓN DE SISTEMAS
QUE OPERAN CON TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO
SICOMPC**

ANEXO A. MANUAL DE USUARIO

ROBIN JOSE SALCEDO BUELVAS

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2007**

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	114
1. INSTALACIÓN DEL PROGRAMA	114
2. REQUERIMIENTOS DEL SISTEMA	114
3. FUNCIONES DEL PROGRAMA	114
4. EJECUCIÓN DEL PROGRAMA	116
4.1 ALGORITMO DE CONTROL DMC	117
4.2 ALGORITMO DE CONTROL SSMPC	120
4.3 Estrategia control PID ideal	123
4.4 Resultados	130
4.5 Posibles errores	130
BIBLIOGRAFÍA	132

INTRODUCCIÓN

El programa SICOMPC, es una herramienta que permite la Simulación del Control Predictivo Basado en Modelos, creado con el fin de convertirse en un instrumento pedagógico para la materia de sistemas de control.

1. INSTALACIÓN DEL PROGRAMA

Pasos a seguir:

1. Abrir el archivo SICOMPC.zip y extraer los archivos que este contenga en su carpeta, y colocarlos en la carpeta work de MATLAB.
2. Desde la línea de comando de MATLAB, ejecutar el archivo sicompc. Se abrirá la ventana de inicio del programa.
3. El programa está listo para usarse.

2. REQUERIMIENTOS DEL SISTEMA

Requerimientos mínimos:

3. Procesador Pentium III (800MHz), en adelante; 256MB memoria RAM.
4. MATLAB 7.0
5. Resolución de pantalla 800 x 600 píxeles.

3. FUNCIONES DEL PROGRAMA

La herramienta SICOMPC realiza las siguientes tareas:

3.1 Configuración de la planta del proceso.

- Introduce la función de transferencia o el sistema en espacio de estados del proceso.
- Ingreso de retardos en la planta.
- Ingreso de perturbaciones medibles y no medibles.
- Grafica de respuesta del sistema en el tiempo, a diferentes entradas de referencias. (escalón, pulso, senoidal, rampa, tren de pulsos y diente de sierra).

3.2 Configuración del modelo de predicción.

- Introduce la función de transferencia y el sistema en espacio de estados del modelo de predicción.

3.3 Ajuste del controlador predictivo basado en modelos:

- DMC: Control por Matriz Dinámica (*Dynamic Matriz Control*)
- SSMPC: Control Predictivo Basado en Modelos de Espacio de Estados (State Space Model Predictive Control).
- Longitud del modelo de prediccion.
- Configuracion de parametros del control predictivo. (horizonte de control, horizonte de prediccion, ponderación de control y ponderación del error de prediccion).
- Configuracion de filtro en la trayectoria de referencia y trayectoria futura conocida.
- Ingreso de restricciones de seguridad en las variables manipuladas y controladas del proceso.
- Sintonizacion de parametros.

3.4 Ajuste del controlador PID ideal:

- Control PI, Control PD, Control PI y Control PID.
- Configuración de parámetros del control PID. (constante proporcional, tiempo derivativo, tiempo integral y ponderación de referencia).
- Ingreso de restricción en la variable manipulada.
- Identificación de controladores por el método de curva de reacción de dos puntos, con coeficientes de Smith.
- Sintonización por los métodos a lazo abierto de: Siegler-Nichols, Cohen-Coon y criterios de errores integrales IAE, ITAE e ISE.

3.5 Parametros de tiempo de simulacion.

- Ingreso del tiempo final de simulación, periodo de muestreo. IEstimador de estados.

3.6 Estimador de estados.

- Filtro de kalman variante en el tiempo.

3.7 Resultados

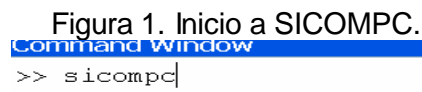
- Grafica de variables manipuladas y variables controladas del proceso.
- Grafica de estados del sistema, error de prediccion, covarianzas en el error de estimacion de los estados y las referencias.

4. EJECUCIÓN DEL PROGRAMA

A continuación se explica de manera general como utilizar la herramienta computacional SICOMPC, es necesario para adquirir destreza en su utilización seguir las siguientes recomendaciones:

- Inicio del programa.

La figura 1 muestra el comando que el usuario debe digitar en la pantalla de inicio de Matlab para cargar la herramienta SICOMPC.

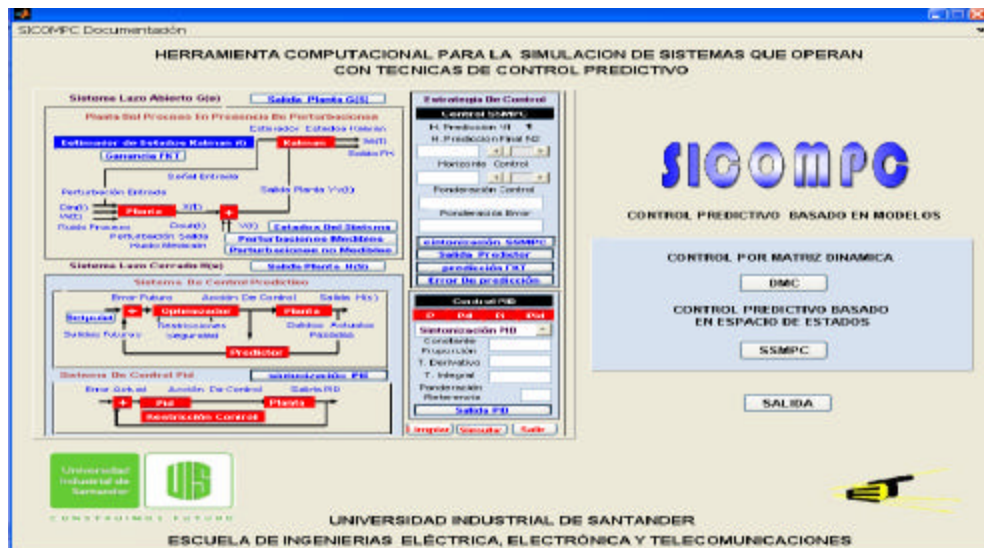
Figura 1. Inicio a SICOMPC.


```
>> sicompc
```

Ventana de inicio de la herramienta SICOMPC

La figura 2 muestra la ventana inicial de SICOMPC

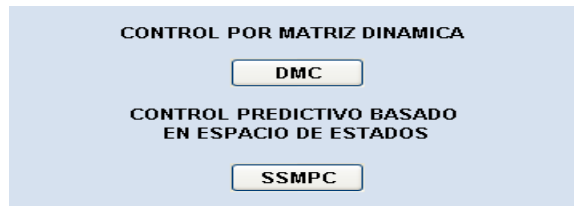
Figura 2. Ventana de inicio SICOMPC



- Selección del algoritmo de control predictivo.

La figura muestra la selección de los algoritmos de control DMC Y SSMPC.

Figura 3. Algoritmos de control predictivo

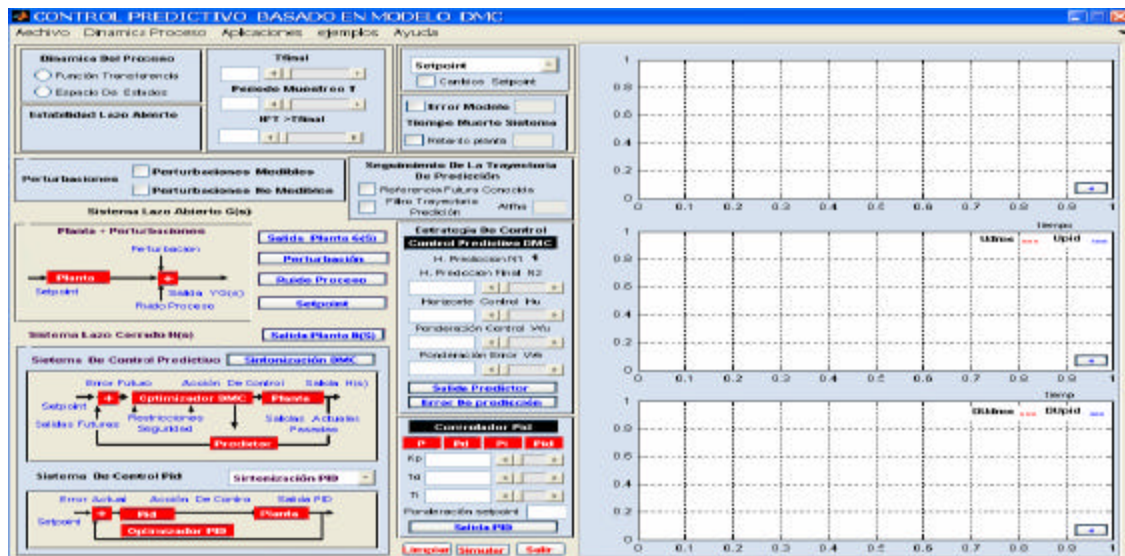


Al dar clic sobre estas dos opciones se abren las ventanas de configuración de las estrategias del control predictivo.

4.1 Algoritmo de control DMC.

La figura 4 muestra la ventana de configuración del algoritmo de control DMC

Figura 4. Ventana principal para el control DMC



- Introducción de planta del proceso y el modelo de predicción.

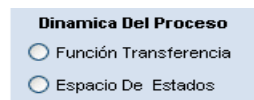
Para la utilización del programa, es necesario que la función de transferencia del proceso se encuentre expresada en polinomios del numerador y el denominador. Se introducen los coeficientes de los polinomios para cargar la función de

transferencia, o las ecuaciones de espacio de estados de la planta del proceso y el modelo de predicción, los coeficientes de los polinomios se deben ingresar en forma descendentes mediante un vector, separados entre ellos por espacios o por comas.

- **Ingreso del modelo de la planta y el modelo de predicción en espacio de estados y en función de transferencia.**

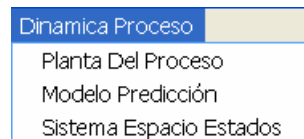
La figura 5 muestra el panel donde se seleccionan los modelos en función de transferencia y en espacios de estados.

Figura 5. Espacio de estados y función de transferencia



En la figura 6 se especifica el ingreso de la planta y el modelo del predictor. Luego se ejecuta en la barra de menú la opción (Dinámica del proceso).

Figura 6. Menú para selección del modelo de la planta y el predictor



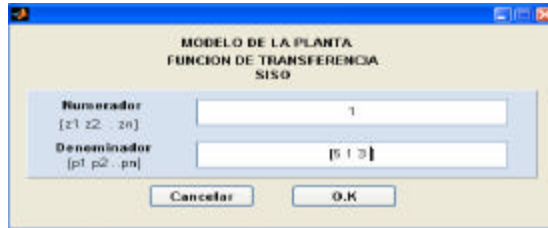
- **Ingreso de la planta del proceso como función de transferencia y en espacio de estados.**

La figura 7 muestra la ventana donde se ingresa la planta del proceso y el modelo de predicción. Se ingresan los polinomios del denominador y numerador de la función de transferencia. Ejemplo:

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{1}{5 * s^2 + s + 3}$$

La forma de ingresar los denominadores y lo numeradores de la planta obedece a la misma forma como lo hacemos en Matlab.

Figura 7. Introducción de los coeficientes del numerador y denominador de la función de transferencia



La figura 8 muestra la ventana donde se introducen las matrices dinámicas de la planta.

Figura 8. Ingreso de las matrices dinámicas de la planta

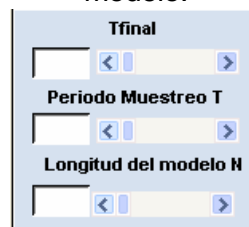


De igual manera el usuario introduce las matrices dinámicas del sistema A,B,C Y D, en forma matricial en cada un de las cajas y luego presiona ok.

➤ **Ajustes de tiempo de simulación, periodo de muestro y longitud del modelo del sistema.**

La figura 9 muestra el panel donde se configura el tiempo de simulación, el periodo de muestreo y la longitud del modelo de predicción para el caso del algoritmo de control DMC.

Figura 9. Configuración del periodo de muestro, tiempo de simulación y longitud del modelo.



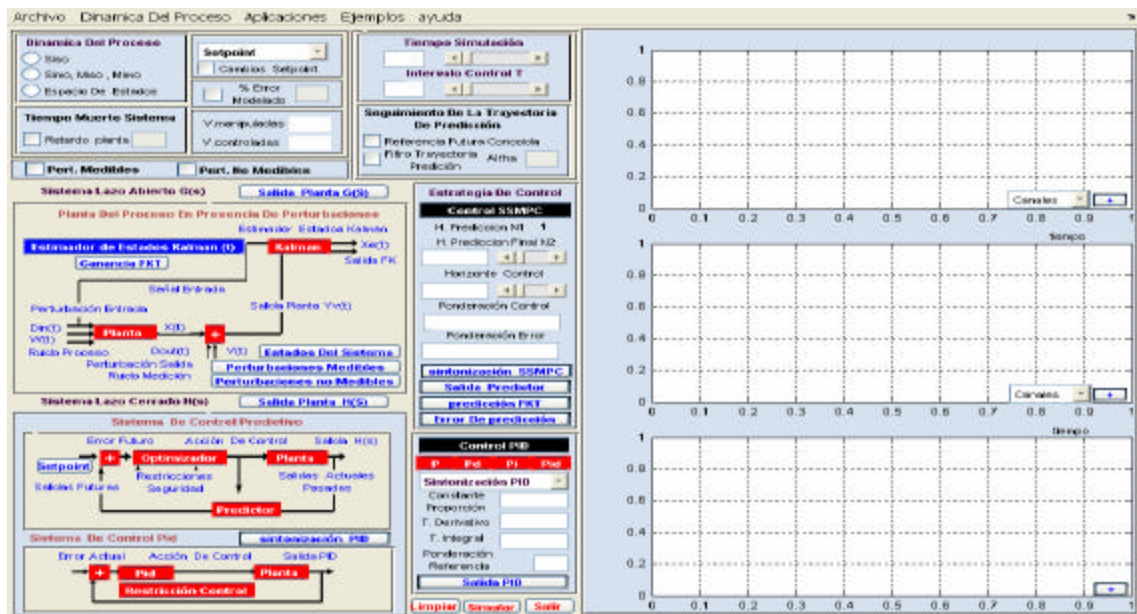
El algoritmo DMC, necesita el conocimiento de la longitud del modelo, siempre se busca que estos criterios (tfinal, T, y N), sean tal, que se conozca la verdadera dinámica del sistema. Normalmente es recomendable configurar $N > t_{final}$, con el fin

de que el modelo de predicción conozca el conocimiento de la dinámica del sistema en todo la simulación.

4.2 Algoritmo de control SSMPC.

La figura 10 muestra la ventana de configuración del algoritmo de control SSMPC.

Figura 10. Ventana principal para el control SSMPC



La figura 11 muestra la ventana donde se introduce la función de transferencia del sistema, el usuario especifica el número de variables controladas y manipuladas que tiene la planta, generando una matriz de funciones de transferencia.

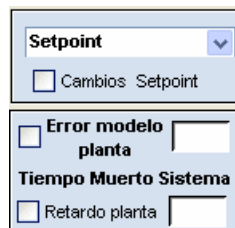
Figura 11. Función de transferencia del sistema



- **Configuración de la referencia, errores de modelado y tiempo muerto del sistema.**

La figura 12 muestra el panel donde el usuario puede configurar el cambio en el punto de ajuste del sistema, el tiempo muerto de la planta y el error en el modelado de la planta.

Figura 12. Cambio de setpoint, tiempo muerto y error en el modelo de la planta



En esta herramienta se extiende la posibilidad de aplicar diferentes referencias, como podemos ver en la figura 13.

Figura 13. Tipos de referencias

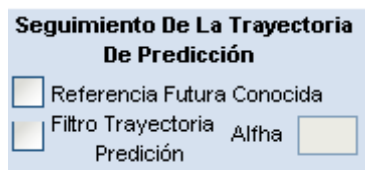


Los valores para el error de modelo y tiempo muerto deben ser positivos, de lo contrario el programa valida errores en el ingreso de los datos.

➤ **Seguimiento de la trayectoria de referencia**

La figura 14 muestra la ventana de configuración para la activación del filtro en la referencia y el conocimiento de la trayectoria futura.

Figura 14. Seguimiento de la trayectoria de referencia



En la figura que se muestra en la figura 29 se configura el comportamiento de la trayectoria del sistema, el efecto de la trayectoria futura conocida sobre el horizonte de predicción, que es importante cuando la referencia es variante en el tiempo.

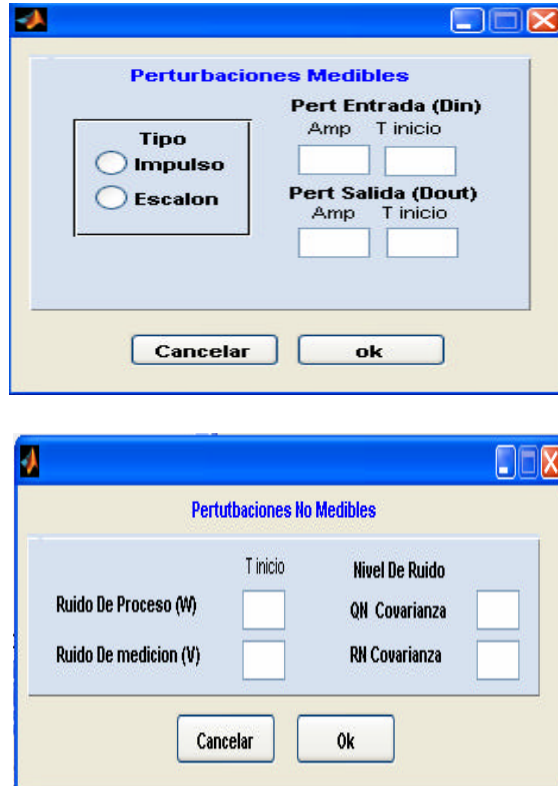
El filtro de la referencia, es una aproximación del camino que toma la trayectoria del sistema, e indica que tan fuerte será el movimiento de la trayectoria o que tan débil será mediante el parámetro alfa de acuerdo a esta ecuación:

$$w(t) = y(t) \quad \text{y} \quad w(t+k) = \mathbf{a}w(t+k-1) + (1-\mathbf{a})r(t+k), k = 1, \dots, Np$$

➤ **Perturbaciones medibles y no medibles.**

La herramienta permite adicionar perturbaciones medibles al sistema tipo impulso y tipo escalón, en cuanto al ruido se configuran ruidos aleatorios con medio igual a cero. La figura 15 muestra las ventanas para configurar las perturbaciones en el sistema.

Figura 15. Perturbaciones medibles y no medibles



➤ **Estrategia de control predictivo.**

La figura 16 muestra el diagrama de bloques del control predictivo implementado en la herramienta SICOMPC.

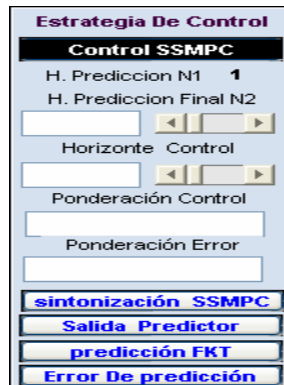
Figura 16. Estructura de control predictivo. (SICOMPC)



➤ **Configuración de los parámetros de control predictivo**

La figura 17 muestra el panel donde el usuario introduce los parámetros del controlador predictivo. En caso de que sea el control SSMPC para sistemas multivariables, los parámetros de ponderación son vectores que corresponden con las dimensiones del sistema.

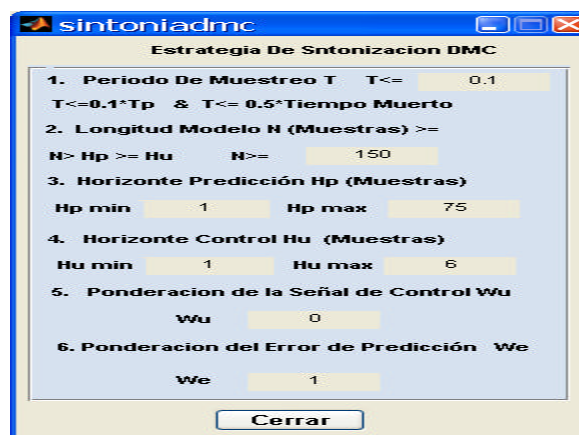
Figura 17. Parámetros del control predictivo



Se introducen los parámetros del controlador predictivo, (horizonte de control, horizonte de predicción, ponderación de control y ponderación del error). El botón de sintonización nos muestra valores para los parámetros donde el controlador se espera que funcione adecuadamente.

La figura 18 muestra la descripción del panel de sintonización de los parámetros del control predictivo.

Figura 18. Sintonización del control predictivo



➤ Restricciones en las variables del proceso

Cuando se desea activar la casilla de restricciones en el proceso aparece esta ventana; en ella el usuario puede introducir los límites establecidos para la seguridad de sus variables controladas y manipuladas. La figura 19 muestra la ventana de configuración de las restricciones para el control predictivo.

Figura 19. Ventana restricciones de seguridad



Nota: no siempre la optimización encontrará puntos flexibles de solución, esto se debe a que el sistema no puede evaluar el criterio de la función objetivo en la predicción. Para el control PID, solo se puede manipular la restricción en la señal de control.

4.3 Estrategia control PID ideal

La figura 20 muestra la estructura del controlador PID ideal.

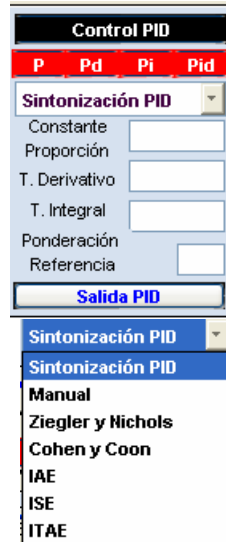
Figura 20. Estructura del control PID



Se selecciona el tipo de controlador, (P, PI, PD y PID).

Se introducen los parámetros (k_p , t_i , t_d) y la restricción de referencia; el usuario puede elegir diversas formas de sintonización para el control PID. La figura 21 muestra la selección del tipo de control y los métodos de sintonización implementados.

Figura 21. Parámetros del control y métodos de sintonización PID



Las técnicas de sintonización son implementadas bajo la identificación de la curva de reacción en lazo abierto del sistema, por tal razón para sistemas con dinámicas difíciles la sintonía del PID tal vez no sea la adecuada.

➤ **Modelo de la planta con estimador de estados Kalman.**

La figura 22 muestra el diagrama de bloques de la planta en presencia de perturbaciones y con el estimador de Kalman para la estimación de los estados

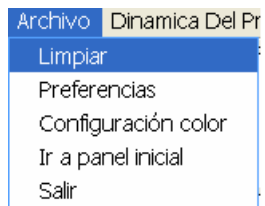
Figura 22. Modelo de la planta con perturbaciones y el filtro Kalman



- **Seguimiento de la barra de menú.**
- Menú archivo.

La figura 23 describe el menú archivo de la herramienta.

Figura 23. Menú archivo



Contiene las opciones:

Limpiar: borra todas las variables de la simulación.

Configuración del color: muestra los colores de las variables manipuladas y controladas del sistema.

La figura 24 muestra la ventana de configuración del color de las variables del sistema.

Figura 24. Configuración de los colores



Ir a panel principal: nos lleva la página de inicio SICOMPC.

Salir: salida de la aplicación.

Preferencias: modificación de las unidades de las variables que interviene en el sistema de control. La figura 25 describe el panel para configurar las unidades de las variables.

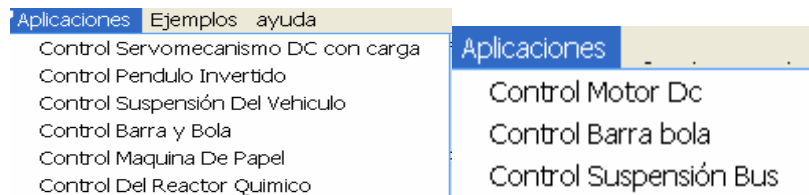
Figura 24. ventana de preferencias



➤ Menú aplicaciones.

La figura 25 describe el menú aplicación para la herramienta, donde se encuadran diversas modelos de plantas.

Figura 25. Menú aplicaciones SICOMPC

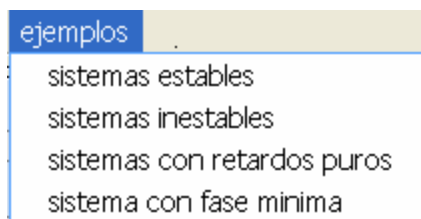


Ejemplo: **Control motor DC**, se abre la configuración de la planta del motor DC. Lo mismo para las otras aplicaciones dando clic sobre la opción se varían los escenarios de configuración, estas aplicaciones de la herramienta se cargan por defecto proporcionando parámetros al control DMC, SSMPC Y PID luego el usuario final puede modificarlos.

- Menú ejemplos.

La figura 26 muestra el menú ejemplo y sus opciones.

Figura 26. Menú Ejemplos

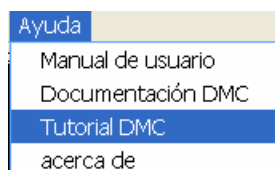


En esta barra de menú se consideran varios ejemplos de diferentes tipos de sistemas, para acceder a ellos se procede de igual forma que se hace con el menú de aplicaciones.

- Menú ayuda.

La figura 27 muestra el menú ejemplo y sus opciones.

Figura 27. Menú ayuda



Aquí el usuario puede conocer el manual de usuario y conocer acerca de los autores del software, documentación de la temática y ver un video tutor de la herramienta.

- **Iniciando la simulación**

La figura 28 muestra el botón simular, botón limpiar y el botón salir de la aplicación.

Figura 28. Botón de simulación, botón limpiar y botón salir



Estos tres botones le permiten al usuario limpiar, simular y salir de la aplicación.

4.4 resultados.

Para ver ejemplos de la herramienta SICOMPC, por favor remítase al capítulo 7 del trabajo de grado:

HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA SIMULACIÓN DE SISTEMAS QUE OPERAN CON TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO

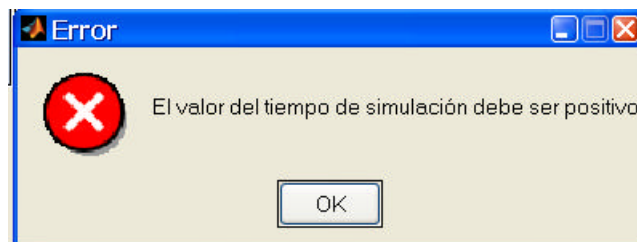
Cualquier información adicional puede dejar sus comentarios en la siguiente dirección de correo del autor.

Email: Robbins84@hotmail.com

4.5 Posibles errores.

- **Ingreso de valores negativos.** La herramienta muestra un aviso de error cuando el usuario introduce un valor negativo en parámetros que solo asumen valores positivos. La figura 29 muestra la ventana de configuración del error.

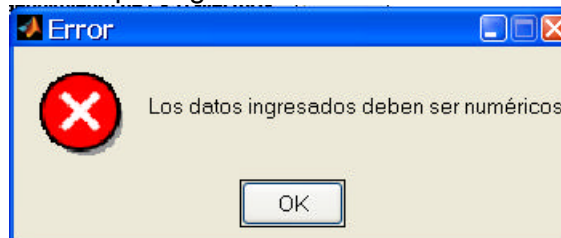
Figura 30. Error por valores negativos prohibidos.



- **Ingreso de letras en campos numéricos.**

La figura 31 muestra la ventana de configuración de error cuando se introducen caracteres en campos numéricos.

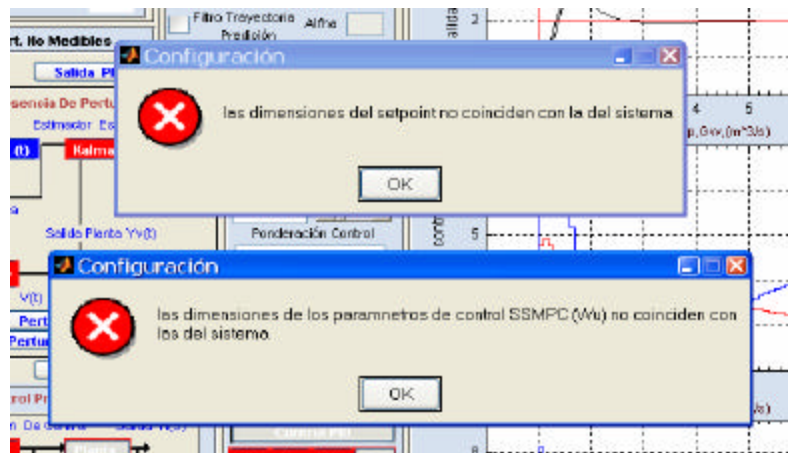
Figura 31. Error por ingreso de letras en valores numéricos.



➤ **Errores por dimensiones en las variables.**

La figura 32 muestra la ventana de configuración del error cuando no hay compatibilidad entre las dimensiones del sistema.

Figura 32. Error por incompatibilidad de dimensiones en las variables del proceso



BIBLIOGRAFÍA

Salcedo Buelvas, Robin Jose. **Herramienta Computacional para la Simulación de Sistemas que Operan con Técnicas de Control Predictivo**, Tesis de grado, Bucaramanga, 2007, 172 p. Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones.