

UNIVERSIDAD DE ALMERÍA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR Y FACULTAD DE
CIENCIAS EXPERIMENTALES

MÁSTER EN INFORMÁTICA INDUSTRIAL

CONTROL PREDICTIVO COOPERATIVO DE
ENTORNOS ENERGÉTICAMENTE EFICIENTES

Curso 2012/2013

Alumno:

César Ernesto Hernández Hernández

Directores:

Dr. Francisco Rodríguez Díaz
Dr. José Carlos Moreno Ubeda



UNIVERSIDAD DE ALMERÍA

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR Y
FACULTAD DE CIENCIAS EXPERIMENTALES

Departamento de Informática



MÁSTER EN INFORMÁTICA INDUSTRIAL
POSGRADO EN INFORMÁTICA

TRABAJO FIN DE MÁSTER

CONTROL PREDICTIVO COOPERATIVO DE
ENTORNOS ENERGÉTICAMENTE EFICIENTES.

César Ernesto Hernández Hernández

Dirigida por: Dr. Francisco Rodríguez Díaz y Dr. José Carlos Moreno Ubeda.

Almería, 15 de Julio de 2013.

TRABAJO FIN DE MÁSTER
MÁSTER EN INFORMÁTICA INDUSTRIAL
POSGRADO EN INFORMÁTICA



CONTROL PREDICTIVO COOPERATIVO DE
ENTORNOS ENERGÉTICAMENTE EFICIENTES.

por
César Ernesto Hernández Hernández

Para la obtención del Título de
Máster en Informática Industrial

Director

Director

Autor

Dr. Francisco Rodríguez Díaz

Dr. José Carlos Moreno
Ubada

D. César Ernesto Hernández
Hernández

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a mis tutores y directores de tesis, Francisco Rodríguez Díaz y José Carlos Moreno Ubeda por el apoyo brindado desde el momento que me incorporé a este grupo de trabajo y a lo largo de esta investigación, gracias a ellos fue posible realizar este trabajo ya que han aportado conocimientos sobre el tema estudiado y consejos en la manera de escribir y redactar, además de depositar su confianza en mí. Asimismo, agradecer a José Luis Guzmán por el interés y disposición hacia mí para darme tutorías y consejos con la finalidad de comprender de una mejor manera el desarrollo de este trabajo. De manera general, agradecer al grupo de Electrónica, Automática y Robótica quienes han confiado en mí para que forme parte de este importante grupo en el que existen grandes personas.

Por otra parte y no menos importante, agradecer a mi familia, a mi novia Andrya Ibarra y mis amigos quienes han brindado todo su apoyo y han estado en todo momento, siempre confiando y creyendo en mí para que yo pueda seguir adelante.

Este trabajo se encuentra dentro del proyecto DPI2010-21589-C05-04 financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad (antes Ministerio de Ciencia e Innovación) en el cual se me ha otorgado una beca para realizar la tesis doctoral en el proyecto “Estrategias de control y supervisión para la gestión integrada de instalaciones en entornos energéticamente eficientes”, es por ello que quiero dar mi más sincero agradecimiento al Ministerio de Economía y Competitividad.

Para mis padres
Cristina Hernández y Francisco Hernández,
mi novia y mi familia.
Gracias!

**CONTROL PREDICTIVO COOPERATIVO DE ENTORNOS
ENERGÉTICAMENTE EFICIENTES**

ÍNDICE

1.	Introducción al control distribuido	9
1.1.	Necesidad del control distribuido	9
1.2.	Técnicas de control en sistemas interconectados	11
1.2.1.	Control Descentralizado	11
1.2.2.	Control Distribuido	12
1.2.3.	Control Jerárquico para coordinación	13
1.2.4.	Control Jerárquico para sistemas multicapas	14
2.	Control predictivo distribuido basado en modelo (DMPC)	15
2.1.	Control predictivo basado en modelo (MPC)	15
2.1.1.	Modelo de función de transferencia	16
2.1.2.	Formulación del control predictivo en espacio de estados	18
2.1.3.	Ventajas y desventajas del MPC	19
2.2.	DMPC no cooperativo	20
2.3.	DMPC cooperativo	22
2.3.1.	DMPC secuencial	23
2.3.2.	DMPC iterativo	24
2.3.3.	DMPC basado en un agente de negociación	25
2.4.	Resumen de los esquemas y sistemas de control implementados con DMPC	27
2.5.	Estabilidad en DMPC	27
3.	Descomposición para DMPC	29
3.1.	Descomposición de un DMPC en subsistemas y en DMPC con muestreo a velocidad variable (Multirate)	29
3.2.	Descomposición en sistemas de dos escalas de tiempo MPC	30
3.2.1.	MPC escala lenta de tiempo	30
3.2.2.	Diseño MPC rápido/lento	32
4.	Gestión eficiente de energía en entornos tipo campus: Una propuesta de solución basada en DMPC para el control en la gestión eficiente de energía	32
4.1.	Descripción de las plantas de ensayo	34
4.2.	Una propuesta de solución basada en control jerárquico multinivel	35
4.3.	Una propuesta de solución basada en DMPC para el control en la gestión eficiente de energía	37
5.	Conclusiones	39
	Referencias	39

ÍNDICE DE FIGURAS

1.	Sistema de Control Descentralizado de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)	12
2.	Sistema de Control Distribuido de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)	12
3.	Sistema de Control Jerárquico para coordinación de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)	13
4.	Sistema de Control Jerárquico con dinámica lenta y rápida	14
5.	Estructura jerárquica de un sistema de tres capas	14
6.	Estrategia MPC	15
7.	Esquema básico del MPC	16
8.	Ley de control del GPC	18
9.	Arquitectura DMPC no cooperativo evaluada en paralelo	20
10.	Interacción entre subsistemas en un esquema de control cooperativo distribuido	23
11.	Arquitectura DMPC secuencial usando LMPC	23
12.	Arquitectura DMPC iterativo usando LMPC	24
13.	Arquitectura DMPC basada en un agente de negociación	26
14.	Arquitectura DMPC con muestreo a velocidad variable	30
15.	Arquitectura del sistema de control usando MPC en escala lenta de tiempo	31
16.	Arquitectura del sistema de control usando MPC en escala de tiempo lenta y rápida	32
17.	Esquema de la planta donde se realizarán los ensayos del proyecto	33
18.	Flujos y utilización de la energía	34
19.	Edificio CIESOL	35
20.	Control jerárquico multinivel	36
21.	Arquitectura de control propuesta en [1]	37
22.	Arquitectura de control DMPC propuesta	38

Control predictivo cooperativo de entornos energéticamente eficientes

César E. Hernández.

Abstract

In this paper is developed an analysis and study of modeling strategies, control and optimization of field-based Model Predictive Control (MPC) that will achieve an efficient energy management in campus environments, technology park or district where maximize the use of renewable energies. The problem consists of different levels of control, as they must make decisions about the end use of the available energy and therefore are different objectives to fulfill (minimize fuel use, economics aspects, etc.). This leads to a hierarchical control problem to be addressed including technical as economic MPC and MPC cooperative and distributed.

An study of the state of the art is presented about formulations, techniques and strategies for optimal cooperative MPC economic management of interconnected power systems.

Keywords

Predictive Control, Distributed Control, Energy Efficiency.

Resumen

En el presente trabajo se realiza un análisis y estudio de estrategias de modelado, control y optimización basadas en el campo del Control Predictivo basado en Modelo (MPC) que permitan conseguir una gestión eficiente de energía en entornos tipo campus, parque tecnológico o distrito, donde se maximice el uso de la energías renovables. El problema se compone de diferentes niveles de control, ya que se deben tomar decisiones sobre el uso final de la energía disponible y existen por tanto diferentes objetivos a cumplir (minimizar el uso de combustibles, aspectos económicos, etc.). Esto da lugar a un problema de control jerarquizado que será abordado incluyendo técnicas como MPC económico y MPC cooperativo y distribuido. Los objetivos de este trabajo son: presentar un estudio del estado del arte sobre las formulaciones, las técnicas y estrategias de MPC cooperativo para la óptima gestión económica de los sistemas energéticos interconectados.

Palabras claves

Control Predictivo, Control Distribuido, Eficiencia Energética.



1. INTRODUCCIÓN AL CONTROL DISTRIBUIDO

1.1. Necesidad del control distribuido

EL futuro del modelo energético y su impacto sobre el cambio climático, la seguridad

energética y la competitividad de la economía mundial, son sin duda, algunos de los retos más importantes a los que se habrá de enfrentar la humanidad en las próximas décadas.

El modelo actual de desarrollo que predomina en nuestra sociedad, de crecimiento continuo y que se basa en el consumo de energía, no se puede mantener indefinidamente. El agotamiento progresivo de los combustibles fósiles, la concentración de las reservas fósiles en áreas

-
- César E. Hernández. Grupo de Investigación en Automática, Electrónica y Robótica. Departamento de Informática. Universidad de Almería.
E-mail: chdez@ual.es Tel: +34 950 214535

geográficas políticamente inestables, la falta de alternativas a corto plazo, el fuerte crecimiento de las emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI) y un incremento de los precios internacionales de los combustibles fósiles y de su volatilidad obligan a hacer un cambio de rumbo hacia un nuevo modelo basado en el desarrollo sostenible.

Vivimos tiempos de transición y la época de la energía barata ha pasado a la historia. Los poderes públicos tienen la responsabilidad de orientar los objetivos a largo plazo como país, así como de emplear los recursos energéticos de manera apropiada. Esto significa que hay que adecuar las estructuras energéticas para avanzar en la dirección oportuna, e incidir y dar señales a la demanda para orientarla hacia un nuevo escenario con cambios profundos en el modelo de consumo.

Con la finalidad de evolucionar hacia ese nuevo modelo energético más sostenible, debemos fomentar el ahorro y la eficiencia energética en todas aquellas acciones que nos demanden un consumo de energía. A través de la Eficiencia Energética (EE) disminuirémos el gasto pero manteniendo los mismos servicios energéticos y sin que por ello se vea afectada nuestra calidad de vida, protegiendo el medio ambiente, asegurando el abastecimiento y fomentando un comportamiento sostenible en su uso.

En los próximos 25 años, el sector energético a nivel mundial precisará unas inversiones del orden de 20 billones de dólares, de las que casi el 60 % se destinarán al sector eléctrico para atender la creciente demanda de energía final de regiones emergentes y fuertemente pobladas, así como para seguir incrementando y renovando los activos energéticos de los países más industrializados. En total se duplicará la producción eléctrica y habremos invertido lo mismo que en los últimos 125 años, lo que da una idea de la velocidad a la que consumimos los recursos energéticos de este planeta [2].

Estas razones motivan el desarrollo de sistemas de fabricación y plantas de proceso con una complejidad cada vez mayor. Estos sistemas se componen por muchos subsistemas que interactúan y pueden ser difícil de controlar con una estructura

de control centralizado debido a la complejidad computacional requerida, problemas de fiabilidad y debido a las limitaciones de ancho de banda para la comunicación. Por estas razones, se han desarrollado y aplicado muchas estructuras de control distribuido en los últimos cuarenta años [3].

Los sistemas de control descentralizados, como los que se basan en múltiples controladores PID de un solo lazo, no tienen en cuenta las interacciones entre los componentes de la planta (subsistemas) y los lazos de control, y esto puede limitar severamente el mejor rendimiento alcanzable en lazo cerrado. Por estas cuestiones, se han desarrollado una amplia gama de herramientas para cuantificar estas interacciones de entrada/salida, seleccionar de manera óptima los pares de entrada/salida y ajustar los controladores PID.

En el enfoque del diseño del sistema de control centralizado, un solo sistema de control está diseñado para calcular en cada tiempo de muestreo las acciones de control de todos los actuadores que representan explícitamente las múltiples variables para las interacciones de entrada/salida en el proceso.

Mientras que los primeros diseños de control centralizado consideran principalmente modelos lineales de procesos para el diseño del controlador, durante los últimos veinticinco años, los avances significativos se han desarrollado en el uso directo de modelos no lineales para el diseño de sistemas de control. El aumento sustancial del número de variables de decisión, y de las variables de estado y de medida, puede aumentar significativamente el tiempo de cálculo necesario para la solución del problema de control centralizado y puede limitar los cálculos en tiempo real dentro de los límites establecidos en el sistema y las condiciones de operación. Por otra parte, este aumento de dimensión y la complejidad del problema de control centralizado puede causar problemas de organización y mantenimiento, así como una reducción en la tolerancia a fallos del mismo [4].

Estas consideraciones motivan el desarrollo de sistemas de control distribuido que utilizan una serie de controladores que llevan a cabo sus cálculos en procesos separados pero que se

comunican para cooperar eficazmente en el logro de los objetivos del sistema [5].

El presente trabajo sigue la estructura que se indica a continuación:

- En la sección 1.2 se presenta una serie de técnicas de control para sistemas interconectados y los resultados existentes en la literatura.
- En la sección 2 se presenta la formulación matemática del control predictivo basado en modelo y el estudio de algunas técnicas de control predictivo distribuido basado en modelo (DMPC por sus siglas en inglés *Distributed Model Predictive Control*), presentando la formulación matemática, la arquitectura que utilizan y los resultados existentes en la literatura.
- Continuando con el estudio del control predictivo distribuido basado en modelo, en la sección 3 se presentan diversos esquemas de descomposición de sistemas en los cuales se utiliza DMPC.
- En la sección 4 se presenta una propuesta de formulación para una gestión eficiente de energía en entornos tipo campus. Dicha formulación se basa en algunas de las técnicas de DMPC mencionadas en las secciones 2 y 3.
- Por último se presentan las conclusiones de este trabajo.

1.2. Técnicas de control en sistemas interconectados

A continuación se revisan brevemente algunas de las técnicas más populares en control para sistemas interconectados, las cuales son resumidas en [3]. Una de estas técnicas de control es la técnica de control distribuido predictivo basado en modelo (DMPC), estudiada con detalle en la sección 2.

En los últimos años, debido a que la complejidad de los sistemas en la industria ha ido en incremento, la popularidad en procesos industriales de las técnicas de control predictivo basadas en MPC, las

cuales garantizan propiedades como estabilidad y robustez en sistemas de lazo cerrado, también han surgido otras técnicas de control para el estudio de sistemas interconectados en procesos industriales. Entre las diversas técnicas, destacan las siguientes:

1.2.1. Control Descentralizado

El origen y el rápido desarrollo de los métodos de diseño de control descentralizados data de los años 70. Desde entonces, varios diseños de estructuras de control descentralizadas y algoritmos han sido desarrollados para presentar la flexibilidad y la superioridad de este enfoque para diferentes clases de sistemas interconectados. En [6] se hace una revisión de resultados en el área de control descentralizado en sistemas complejos de gran escala.

Las principales formas de diseño para la descentralización de sistemas interconectados se dividen en dos grupos [7]:

- Diseño descentralizado para sistemas fuertemente acoplados.
- Diseño descentralizado para sistemas débilmente acoplados.

Este tipo de sistemas de control aún es utilizado en la mayoría de los sistemas industriales de gran escala. Un ejemplo se muestra en la figura 1, el cual es un sistema de control que está compuesto por dos subsistemas cuyas variables de estado, de control y de salida son (x_1, u_1, y_1) y (x_2, u_2, y_2) , respectivamente. En este sistema, la interacción entre los subsistemas es debida al efecto mutuo entre las variables de estado x_1 y x_2 .

En principio, las leyes locales de control MPC para $R1$, $S1$, $R2$ y $S2$ pueden ser calculadas con algoritmos estándar MPC sin tener en cuenta las interacciones mutuas.

Debido a la relevancia del control descentralizado, a partir de los años 70 se han dedicado muchos esfuerzos para desarrollar métodos de diseño que garanticen la estabilidad y el rendimiento, sin embargo, y a pesar de los esfuerzos, pocos algoritmos MPC descentralizado

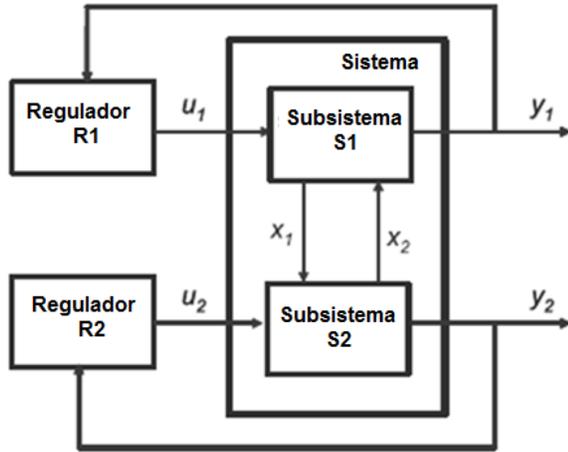


Figura 1: Sistema de Control Descentralizado de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)

con propiedades garantizadas se han desarrollado hasta el momento. Esto, se debe principalmente a dos razones, en primer lugar la naturaleza intrínseca multivariable de MPC permite trabajar fácilmente con un conjunto centralizado de reguladores con muchas variables de entrada y muchas variables de salida, con esto, la descentralización no tendría sentido; y segundo, para los sistemas de gran escala puede ser conveniente descomponer el diseño del problema de optimización global en un único controlador centralizado, es decir, no recurrir a la estructura de control descentralizado.

Un uso del control descentralizado se muestra en [8], en este trabajo el control descentralizado es utilizado para controlar una red de Fuentes de Inversores de Tensión. Se usa este tipo de control en lugar de un control centralizado debido a que tiene una menor dependencia de los sistemas de comunicación de controladores descentralizados.

Por otro lado, en [9] se investiga el diseño de un controlador robusto adaptativo descentralizado para el diseño de sistemas no lineales de gran escala con un alto orden de interconexiones. En esta referencia se presenta un esquema adaptativo descentralizado con un compensador parcialmente centralizado para compensar las interconexiones de orden superior y se muestra que una ley de adaptación estándar no se puede asegurar estabilidad en este tipo de sistemas. Finalmente se propone una nueva clase de controladores adaptativos descentralizados para controlar sistemas con un alto orden de interconexiones,

asimismo se muestra una simulación numérica de dos péndulos invertidos en carros.

1.2.2. Control Distribuido

La diferencia del control descentralizado y el control distribuido radica en que algo de información es transmitida entre los reguladores $R1$ y $R2$ (como se muestra en la figura 2), esto es, cada uno tiene conocimiento del comportamiento del otro.

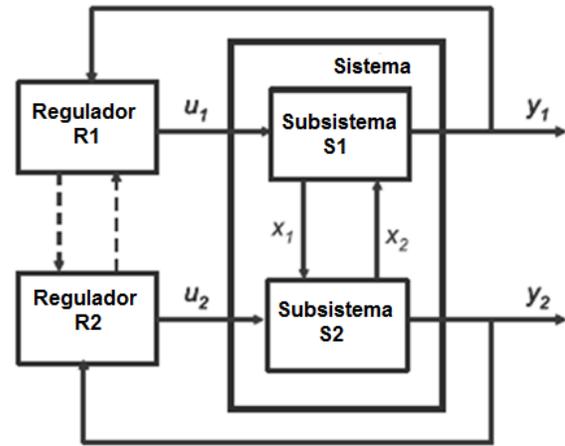


Figura 2: Sistema de Control Distribuido de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)

Los reguladores locales pueden estar diseñados con MPC, la información que se transmite entre ellos normalmente consiste en la información de las variables de control o en el estado futuro de los subsistemas $S1$ y $S2$, es decir, cualquier regulador puede predecir los efectos de interacción sobre el horizonte de predicción considerado.

Para el caso particular de la figura 2, los MPC de los reguladores $R1$ y $R2$ están diseñados para controlar los subsistemas $S1$ y $S2$ respectivamente, si el intercambio de información entre los reguladores locales ($R1$ y $R2$) se refiere a la evolución prevista de los estados del sistema (x_1 y x_2), cualquier regulador local sólo necesita saber la dinámica del subsistema directamente controlada ($S1$ o $S2$). Por el contrario, si las acciones futuras de control (u_1 y u_2) son transmitidas, los reguladores locales deben conocer el modelo de todos los subsistemas. En cualquier caso, es evidente que los protocolos de transmisión y sincronización tienen un gran impacto en el

rendimiento alcanzable.

Dentro del amplio conjunto de algoritmos MPC distribuido existentes en la literatura, se puede hacer una clasificación en función de la topología de la red de comunicación. Específicamente, se pueden considerar los siguientes casos:

- la información es transmitida (y recibida) de un regulador local hacia los otros reguladores (algoritmos “*totalmente conectados*”);
- la información es transmitida (y recibida) de un regulador local hacia un subconjunto de los otros reguladores (algoritmos “*parcialmente conectados*”).

A su vez, el intercambio de información a través de los reguladores locales se puede acordar en los siguientes protocolos:

- la información es transmitida (y recibida) por los reguladores locales una sola vez en cada tiempo de muestreo (algoritmos “*no iterativos*”);
- la información puede ser transmitida (y recibida) por los reguladores locales muchas veces en cada tiempo de muestreo (algoritmos “*iterativos*”).

Es evidente que la información disponible es mayor en reguladores locales con algoritmos iterativos, por lo que un procedimiento iterativo puede ser puesto en marcha para llegar a un consenso global sobre las medidas que se deberán adoptar en el intervalo de muestreo. Respecto a esto, se puede considerar una clasificación más:

- algoritmos distribuidos donde cada regulador minimiza el rendimiento local (algoritmos “*no cooperativos*” o “*independientes*”);
- algoritmos distribuidos donde cada regulador minimiza una función global de costo (algoritmos “*cooperativos*”).

En la sección 2 se estudiarán a fondo diversos esquemas de DMPC, mostrando su formulación

matemática.

1.2.3. Control Jerárquico para coordinación

Una alternativa al esquema de control distribuido es considerar estructuras de control jerárquico, en este tipo de estructura un algoritmo en el nivel superior coordina las acciones de los reguladores locales situados en un nivel inferior.

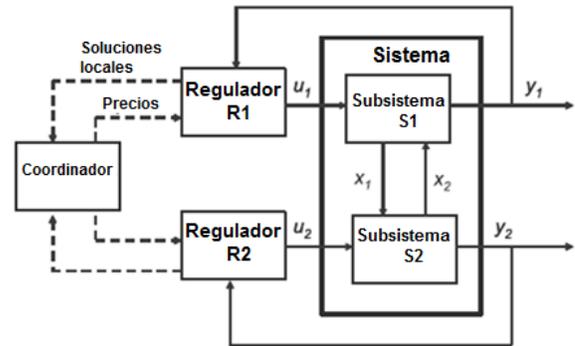


Figura 3: Sistema de Control Jerárquico para coordinación de dos entradas (u_1, u_2) y dos salidas (y_1, y_2)

El sistema de control está compuesto por un número de subsistemas vinculados a través de algunas variables de interconexión, es decir, las entradas de un subsistema dado son las salidas o los estados del otro. En el **control jerárquico para coordinación** (figura 3) se utiliza MPC como base, entonces, para cada subsistema se resuelve un problema de optimización con MPC por minimización de una adecuada función de coste local, bajo el estado local, la entrada y las restricciones de salida. Si las soluciones locales calculadas cumplen las restricciones impuestas por las variables de interconexión, es decir, si existe una coherencia entre los valores de las variables de interconexión calculados por los reguladores locales, se concluye el procedimiento. Por otro lado, un método iterativo llamado “precio de coordinación” es usado. En este método el coordinador ajusta los precios, es decir, ajusta los valores que coinciden con los multiplicadores de Lagrange de las restricciones del problema de optimización global, asumiendo como dadas las variables de estado, de entrada y salida definidas por los reguladores locales. A su vez, estos precios óptimos son enviados a los optimizadores locales de bajo nivel, con esto recalculan las trayectorias óptimas de las variables de estado, de entrada y

salida en el horizonte de predicción considerado. Las iteraciones se detienen cuando las variables de interconexión cumplen las condiciones requeridas. Este procedimiento iterativo debe ser especializado para garantizar su convergencia, así como algunas propiedades de la solución final resultante.

En [10] se describe una estructura de dos niveles de filtro Kalman para estimar los estados de cada subproceso y una óptima estrategia de coordinación que mejora la solución del filtrado.

1.2.4. Control Jerárquico para sistemas multicapas

Muchos sistemas se caracterizan por ser claramente separables en dinámica lenta y rápida, como son los *sistemas de control jerárquico de multiescala de tiempo*, en ellos la acción de control se lleva a cabo por un número de reguladores que trabajan en diferentes escalas de tiempo.

En estos casos, el control puede ser realizado en dos escalas de tiempo diferentes. Un regulador que actúa en frecuencias más bajas calcula las acciones de control (u_{slow}) de las variables manipuladas que tienen un efecto a largo plazo sobre la planta, es decir, las variables de control “lentas” y los valores de las referencias de las variables de control “rápidas”, los estados y salidas (u_{fast}^{ref} , x_{fast}^{ref} , y_{fast}^{ref}). Un segundo regulador toma estos valores de referencia como entradas y calcula las variables de control “rápidas” u_{fast} resolviendo el problema de seguimiento a una frecuencia más alta. Un esquema de esta estructura de control se muestra en la figura 4.

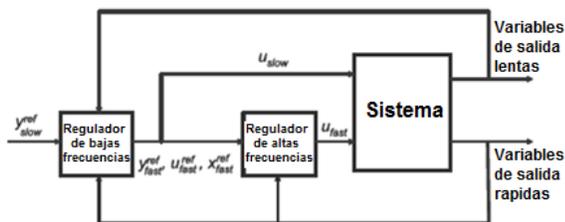


Figura 4: Sistema de Control Jerárquico con dinámica lenta y rápida

Un ejemplo de estos sistemas se muestra en [11], donde se introduce un esquema de control de 3 capas: supervisión, optimización y seguimiento, dicho esquema de control se utiliza para optimizar

el control del tratamiento de aguas residuales en plantas de alcantarillado. En [12] se propone una descomposición jerárquica para la gestión de clima de invernadero.

Se tienen también los *sistemas de control con estructura jerárquica* (véase figura 5), en los cuales la capa más alta de la jerarquía corresponde a un sistema dinámico con dinámica lenta.

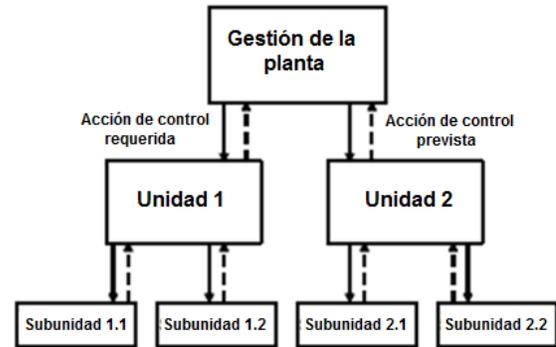


Figura 5: Estructura jerárquica de un sistema de tres capas

Este sistema puede ser controlado observando su comportamiento a lo largo de una escala de tiempo larga, y el cálculo de sus entradas de control deben ser proporcionadas con eficacia por subsistemas en capas menores de la jerarquía que se caracterizan por una dinámica más rápida.

En estas estructuras el regulador en una mayor capa calcula las entradas de control deseadas, que son las señales de referencia de la capa inmediatamente inferior. Con el fin de garantizar que las referencias calculadas en la capa superior sean factibles para la dinámica y las limitaciones de la capa inferior, así como para considerar la presencia de perturbaciones que actúan en la capa inferior, a menudo se transmite alguna información adicional de abajo hacia arriba.

Desde el punto de vista de la ingeniería de control, este tipo de estructura jerárquica multicapa corresponde al clásico sistema en control de cascada retroalimentado.

Existen pocos trabajos estudiados a fondo que utilicen esta estructura, en particular en [13] se utilizan modelos lineales para describir lo que pasa en cualquier capa de los sistemas. Específicamente,

en cualquier capa de la considerada estructura, un regulador MPC robusto se utiliza para calcular las variables de control. A su vez, estas variables son producidas por los subsistemas en las capas más bajas y deben cumplir con las limitaciones de robustez procedentes de las capas más altas. Por medio de un procedimiento de negociación entre las diferentes capas y un adecuada estrategia de conmutación, es posible conseguir la total estabilidad del lazo cerrado.

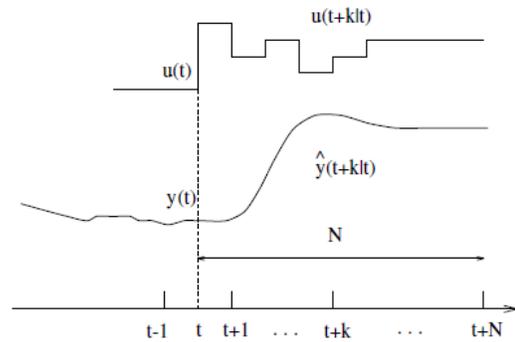


Figura 6: Estrategia MPC

2. CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO BASADO EN MODELO (DMPC)

2.1. Control predictivo basado en modelo (MPC)

Los elementos de un algoritmo MPC son ([14]):

- **Modelo de predicción.** Es el modelo matemático que describe el comportamiento esperado del sistema. Este modelo puede ser lineal o no lineal, en tiempo continuo o en tiempo discreto, en variables de estado o en entrada-salida.
- **Función objetivo.** Es la función que indica el criterio a optimizar. Es una función definida positiva que expresa el coste asociado a una determinada evolución del sistema a lo largo del horizonte de predicción N .
- **Restricciones.** Indican los límites dentro de los cuales debe discurrir la evolución del sistema. La evolución de las señales de un sistema no debe exceder determinadas restricciones que, ya sea por límites físicos o bien por motivos de seguridad, se imponen al sistema.

La metodología de todos los controladores pertenecientes a la familia MPC se caracteriza por la siguiente estrategia, representada en la figura 6, ([15]):

1. Las salidas futuras para un horizonte determinado N , llamado horizonte de predicción, se predicen cada instante t utilizando el modelo del proceso. Estas predicciones de la salida $y(t+k|t)$ para

$k = 1 \dots N$ dependen de los valores conocidos hasta el instante t (entradas y salidas conocidas) y de las señales de control $u(t+k|t)$, $k = 0 \dots N-1$, que han de ser calculadas y enviadas al sistema.

2. La secuencia de señales de control futuras se calcula minimizando un criterio para mantener al proceso lo más cerca posible de la trayectoria de referencia $w(t+k)$. Este criterio toma normalmente la forma de una función cuadrática del error entre la salida predicha y la trayectoria de referencias futuras. En la mayor parte de los casos se incluye también el esfuerzo de control dentro de la función objetivo. La solución explícita se puede obtener cuando el criterio es cuadrático y el modelo lineal; en caso contrario se ha de utilizar un método numérico para buscar la solución.
3. La señal de control $u(t|t)$ se envía al proceso mientras que el resto de las señales calculadas no se consideran, ya que en el instante siguiente de muestreo $y(t+1)$ es ya conocida y los pasos anteriores se repiten con este nuevo valor. Por lo que $u(t+1|t+1)$ se calcula con información diferente y en principio sería también diferente de $u(t+1|t)$.

En la figura 7 se muestra la estructura básica necesaria para implementar el control predictivo. Se usa un modelo para predecir la evolución de la salida o estado del proceso a partir de las señales de entrada y salida conocidas. Las acciones de control futuras se calculan con el optimizador, que considera la función de coste y las posibles

restricciones.

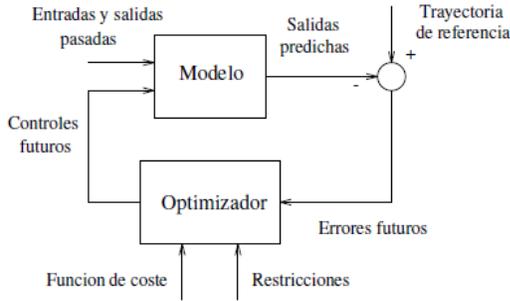


Figura 7: Esquema básico del MPC

El modelo de proceso juega, en consecuencia, un papel decisivo en el controlador. El modelo elegido debe ser capaz de capturar la dinámica del proceso para predecir de forma precisa la evolución del sistema. Al mismo tiempo, debe ser suficientemente simple de implementar y entender. Las distintas metodologías del control predictivo difieren fundamentalmente en el tipo de modelo utilizado.

El optimizador es otra parte fundamental de la estructura ya que permite obtener las acciones de control a aplicar. Si la función de coste es cuadrática, el modelo lineal y no existen restricciones, se puede obtener una solución explícita. Si éste no es el caso se ha de acudir a un algoritmo numérico de optimización que requiere mayor capacidad de cálculo. El tamaño del problema resultante depende del número de variables, de los horizontes de control y predicción y del número de restricciones, aunque se puede decir que en general los problemas de optimización resultantes en este contexto son problemas más bien modestos.

Existen diversas formulaciones de modelos matemáticos, modelos lineales o no lineales, para los diversos esquemas de MPC, se analizan a continuación algunas formulaciones.

En [15] se describe la siguiente formulación.

2.1.1. Modelo de función de transferencia

La formulación más conocida que usa este tipo de modelo es sin duda el control predictivo

generalizado (Generalized Predictive Control, GPC) [16]. El GPC se ha convertido en uno de los métodos más populares tanto en el mundo industrial como en el académico y ha funcionado con éxito en muchas aplicaciones industriales [17], pudiendo tratar plantas inestables y de fase no mínima a la vez que incorpora la idea de horizonte de control y la consideración de pesos en los incrementos de la señal de control.

En el GPC el modelo de la planta viene dado por una función de transferencia discreta en la forma de un modelo CARIMA (Controller Auto Regressive Integrated Moving Average):

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})z^{-d}u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta} \quad (1)$$

Donde $\Delta = 1 - z^{-1}$, $u(t)$ e $y(t)$ son las variables de entrada y salida respectivamente y $e(t)$ es un ruido blanco de media cero, A , B y C son polinomios en el operador retardo z^{-1} y d es el tiempo muerto del sistema. Este modelo es muy apropiado para muchas aplicaciones industriales en las que las perturbaciones no son estacionarias, según se justifica en [16]. A partir de ahora el polinomio C se toma igual a 1. Nótese que si se puede truncar entonces puede ser incluido en A y B . En [5] se trata el caso general de ruido coloreado. En general es difícil determinar el valor real de este polinomio, por lo que se puede usar para rechazo óptimo de perturbaciones, aunque es más adecuado su papel en la mejora de la robustez.

El algoritmo GPC consiste en aplicar la secuencia de control que minimiza una función de coste de la forma

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j)[\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j)[\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (2)$$

donde $\hat{y}(t+j|t)$ es la predicción óptima de la salida j pasos hacia adelante calculada con datos conocidos en el instante t , N_1 y N_2 son los horizontes mínimo y máximo de predicción y N_u es el horizonte de control, $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ son secuencias de ponderación (normalmente constantes) y $w(t+j)$

es la futura trayectoria de referencia.

Con objeto de minimizar la función de coste, hay que calcular la predicción óptima $y(t+j)$ para $j \geq N_1$ y $j \leq N_2$. Esto se lleva a cabo resolviendo una ecuación diofántica cuya solución se puede obtener mediante un algoritmo recursivo. Si se hace esto, se pueden escribir los valores futuros de la salida como:

$$\begin{aligned} y(t+j) &= F_j y(t) \\ &+ E_j B(z^{-1}) \Delta u(t+j-d-1) \\ &+ E_j e(t+j) \end{aligned} \quad (3)$$

Los polinomios E_j y F_j se derivan de la ecuación diofántica y vienen unívocamente definidos con grados $j-1$ y na respectivamente. Se pueden obtener dividiendo 1 entre $\tilde{A}(z^{-1})$ hasta que el resto se pueda factorizar como $z^{-1}F_j(z^{-1})$. El cociente de la división es el polinomio $E_j(z^{-1})$. Como el grado del polinomio $E_j(z^{-1}) = j-1$, los términos de ruido de la ecuación (3) se encuentran en el futuro y por lo tanto la mejor predicción viene dada por:

$$\hat{y}(t+j|t) = G_j(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + F_j(z^{-1})y(t)$$

donde $G_j(z^{-1}) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})$.

Para resolver el problema del GPC, es necesario obtener una secuencia de señales de control $u(t), u(t+1), \dots, u(t+N)$ que optimice la expresión (2). Como el proceso tiene un tiempo muerto de d períodos de muestreo, la salida sólo se verá influenciada por la señal de control $u(t)$ tras $d+1$ periodos. Los horizontes se pueden definir por tanto como $N_1 = d+1$, $N_2 = d+N$ y $N_u = N$. Obsérvese que no tiene sentido hacer $N_1 < d+1$ ya que los términos que se añadirían a (2) sólo dependerían de acciones de control pasadas. Por otro lado, si $N_1 > d+1$ los primeros puntos de predicción, que son los mejor estimados, no se tendrían en cuenta.

Considérese ahora el siguiente conjunto de predicciones de j pasos

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+d+1) &= G_{d+1}\Delta u(t) + F_{d+1}y(t) \\ \hat{y}(t+d+2) &= G_{d+2}\Delta u(t+1) + F_{d+2}y(t) \\ &\vdots \\ \hat{y}(t+d+N) &= G_{d+N}\Delta u(t+N-1) + F_{d+N}y(t) \end{aligned}$$

que se puede escribir como

$$y = Gu + F(z^{-1})y(t) + G'(z^{-1})\Delta u(t-1) \quad (4)$$

con

$$\begin{aligned} y &= [\hat{y}(t+d+1|t) \dots \hat{y}(t+d+N|t)]^T \\ u &= [\Delta u(t) \Delta u(t+1) \dots \Delta u(t+N-1)]^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} G &= \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \dots & 0 \\ g_1 & g_0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \dots & g_0 \end{bmatrix} \\ G'(z^{-1}) &= \begin{bmatrix} (G_{d+1}(z^{-1}) - g_0)z \\ (G_{d+2}(z^{-1}) - g_0 - g_1 z^{-1})z^2 \\ \vdots \\ (G_{d+N}(z^{-1}) - \dots - g_{N-1} z^{-(N-1)})z^N \end{bmatrix} \\ F(z^{-1}) &= \begin{bmatrix} F_{d+1}(z^{-1}) \\ F_{d+2}(z^{-1}) \\ \vdots \\ F_{d+N}(z^{-1}) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Nótese que los dos últimos términos en la ecuación (4) dependen sólo del pasado y se pueden agrupar por tanto dentro del vector f (respuesta libre) dando lugar a:

$$y = Gu + f$$

Si las condiciones iniciales son nulas, la respuesta libre también lo es. Si se aplica un escalón unitario a la entrada en el instante t , es decir,

$$\Delta u(t) = 1, \Delta u(t+1) = 0, \dots, \Delta u(t+N-1) = 0$$

la secuencia de salida $t[\hat{y}(t+1), \hat{y}(t+2), \dots, \hat{y}(t+N)]^T$ es igual a la primera columna de la matriz G . Es decir, la primera columna de la matriz G

se puede calcular como la respuesta de la planta cuando se aplica un escalón unitario en la variable manipulable. La respuesta libre se puede calcular de forma recursiva como

$$f_{j+1} = z(1 - \tilde{A}(z^{-1}))f_j + B(z^{-1})\Delta u(t - d + j)$$

con $f_0 = y(t)$ y $\Delta u(t + j) = 0$ para $j \geq 0$.

Por otra parte, la función de coste se puede escribir como

$$J = (Gu + f - W)^T(Gu + f - W) + \lambda u^T u \quad (5)$$

donde

$$W = [w(t + d + 1) \cdots w(t + d + N)]^T$$

El mínimo de J , considerando que no hay restricciones se puede encontrar igualando a cero el gradiente de J , lo que conduce a:

$$u = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (W - f) \quad (6)$$

En realidad, al usar una estrategia de horizonte deslizante, la señal de control que verdaderamente se envía al proceso es el primer elemento del vector u , dado por

$$\Delta u(t) = K(W - f) \quad (7)$$

donde K es la primera fila de la matriz $(G^T G + \lambda I)^{-1} G^T$. Este hecho tiene un claro significado, que se puede derivar fácilmente de la figura 8: si no hay errores futuros (predichos), es decir, si $W - f = 0$, entonces no hay movimientos en la señal de control, ya que el objetivo se satisfará con la evolución libre del proceso. Sin embargo, en cualquier otro caso existirá un incremento de la acción de control proporcional (con factor K) al error futuro. Obsérvese que la acción se toma respecto a errores *futuros*, no a errores *pasados* como en el caso de los controladores realimentados convencionales.

La solución del GPC precisa de la inversión (o al menos de la triangularización) de una matriz de dimensión $N \times N$ que requiere una carga de cómputo considerable. En [16] se introduce el concepto de horizonte de control para reducir la carga de cálculo,

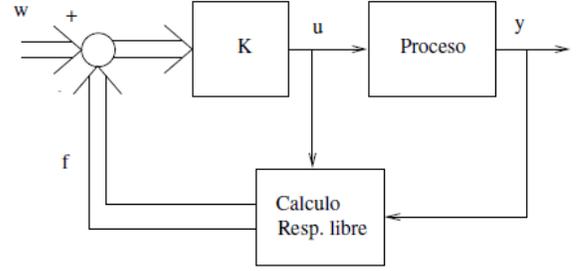


Figura 8: Ley de control del GPC

considerando que las señales de control futuras se mantendrán constantes tras $N_u < N$. Esto da lugar a la inversión de una matriz de dimensión $N_u \times N_u$ que reduce la carga de cálculo (en particular, si $N_u = 1$ se reduce a un escalar, aunque se restringe la optimalidad del GPC).

2.1.2. Formulación del control predictivo en espacio de estados

En [4] se puede encontrar un modelo para una clase de sistemas no lineales compuestos de m subsistemas interconectados, donde cada subsistema puede ser descrito por el siguiente modelo en espacio de estados:

$$\dot{x}_i(t) = f_i(x) + g_{si}(x)u_i(t) + k_i(x)w_i(t) \quad (8)$$

donde $x_i(t) \in R^{n_{x_i}}$, $u_i(t) \in R^{n_{u_i}}$ y $w_i(t) \in R^{n_{w_i}}$ denotan los vectores de las variables de estado, entradas y perturbaciones asociadas con los subsistemas i con $i = 1, \dots, m$ respectivamente. La perturbación $w = [w_1^T \cdots w_i^T \cdots w_m^T]^T$ se asume que es acotada, esto es, $w(t) \in W$ con $W := w \in R^{n_w} : |w| \leq \theta, \theta > 0$. La variable $x \in R^{n_x}$ denota el estado del sistema no lineal, el cual es compuesto de los estados de los m subsistemas, esto es $x = [x_1^T \cdots x_i^T \cdots x_m^T]^T \in R^{n_x}$. La dinámica de x puede ser descrita como:

$$\dot{x}(t) = f(x) + \sum_{i=1}^m g_i(x)u_i(t) + k(x)w(t) \quad (9)$$

donde $f = [f_1^T \cdots f_i^T \cdots f_m^T]^T$, $g_i = [0^T \cdots g_{si}^T \cdots 0^T]^T$ con 0 una matriz cero de apropiada dimensión, k es una matriz compuesta de $k_i (i = 1, \dots, m)$ y ceros que se omiten en la expresión.

Así como se han desarrollado formulaciones de MPC basadas en sistemas continuos no lineales, muchos algoritmos MPC se han desarrollado para describir sistemas lineales en tiempo discreto. De manera análoga a la formulación matemática de la ecuación (8), la formulación del sistema lineal en tiempo discreto es:

$$x_i(k+1) = A_{ii}x_i(k) + \sum_{i \neq j} A_{ij}x_j(k) + B_i u_i(k) + w_i(k) \quad (10)$$

donde k es el índice de tiempo discreto, las variables de estado y las variables de control se restringen a un conjunto convexo no vacío que incluye el origen, es decir, $x_i \in X_i$, $u_i \in U_i$. También se asume que $w_i \in W_i$, donde W_i es compacto y contiene al origen, con $W_i = 0$ en el caso nominal. El subsistema j se dice que es vecino del subsistema i si $A_{ij} \neq 0$. Entonces, de manera semejante a la formulación (9), la formulación del sistema con m -subsistemas del tipo de la ecuación (10) es:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + w(k) \quad (11)$$

donde $x \in X = \prod_i X_i$, $u \in U = \prod_i U_i$ y $w \in W = \prod_i W_i$ son el vector de estados, el vector de entradas y el vector de perturbaciones, respectivamente.

En los sistemas de las ecuaciones (8) y (10) se asume que los m subsistemas están acoplados a través de los estados pero no a través de las entradas.

2.1.3. Ventajas y desventajas del MPC

El control predictivo presenta una serie de ventajas y desventajas ([14], [15]) sobre otros métodos, las ventajas que se pueden citar son las siguientes:

- Es una técnica particularmente atractiva para los operadores que requiere pocos conocimientos de control porque los conceptos son muy intuitivos y la sintonización relativamente simple.
- Se puede utilizar para controlar una gran variedad de procesos, desde procesos muy simples hasta procesos con dinámicas complejas, como procesos con grandes

tiempos muertos, procesos de fase no mínima, procesos inestables o procesos multivariables.

- Su carácter predictivo lo hace compensar intrínsecamente los tiempos muertos.
- Introduce un control anticipativo (*feed forward*) y de forma natural se compensan las perturbaciones medibles.
- La ley de control resultante es fácilmente implementable.
- La ley de control responde a criterios óptimos.
- Formulación en el dominio del tiempo, flexible, abierta e intuitiva.
- Es muy útil cuando se conocen las referencias futuras, como ocurre en el caso de robótica o procesos por lotes y
- permite tratar las restricciones de una forma sistemática y conceptualmente muy simple durante la fase de diseño,

El control predictivo también tiene sus desventajas, algunas de éstas son:

- Aunque su implementación no es compleja, resulta más difícil que la de los clásicos controladores PID.
- Hasta hace relativamente poco, no se podía garantizar la estabilidad de los controladores, especialmente en el caso con restricciones. Esto hacía que el ajuste de estos controladores fuese heurístico y sin un conocimiento de cómo podían influir los parámetros en la estabilidad.
- Si la dinámica del proceso no cambia y no existen restricciones, la mayor parte de los cálculos se puede realizar fuera de línea y el controlador resultante es simple, pudiéndose aplicar a procesos de dinámicas rápidas; en caso contrario, los requisitos de cálculo son mucho mayores. Aunque hay que decir que debido a la potencia de los computadores

actuales esto no es realmente una dificultad insalvable.

- La mayor dificultad que presenta para su aplicación es la necesidad de un modelo apropiado del proceso cuya obtención requiere unos conocimientos mínimos de control.

2.2. DMPC no cooperativo

Se han desarrollado varios algoritmos y esquemas de DMPC no cooperativo, en [4] se presenta una serie de citas de estos desarrollos.

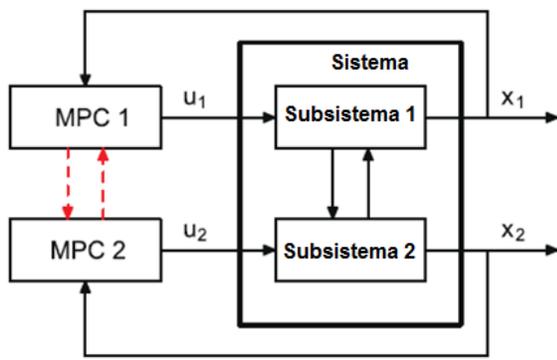


Figura 9: Arquitectura DMPC no cooperativo evaluada en paralelo

En la mayoría de los algoritmos en la categoría de DMPC no cooperativo, los controladores distribuidos son evaluados en paralelo, es decir, al mismo tiempo. En la figura 9 se muestra una arquitectura DMPC no cooperativo evaluada en paralelo.

En estos algoritmos, los controladores pueden ser evaluados una sola vez (*no-iterativo*) o de manera iterativa (*iterativo*) para lograr una solución en un tiempo de muestreo.

En [18] se propone un algoritmo DMPC en la categoría de *no iterativo* para una clase de sistemas lineales en tiempo discreto. en esta referencia, las restricciones de estabilidad se incluyen en la formulación del problema, de modo que se pueden verificar *a-posteriori* con un análisis de los resultados del sistema en lazo cerrado. El objetivo es lograr un cierto grado de coordinación entre los agentes que están resolviendo problemas MPC con las variables relevantes a nivel local, los costos y limitaciones, pero sin resolver un problema central

MPC.

Un algoritmo MPC *no iterativo e independiente* se presenta en [19] para sistemas no lineales en tiempo continuo garantizando estabilidad, donde la información sólo se transmite entre subsistemas vecinos. La propiedad de estabilidad de este método se basa en gran medida en el supuesto de que las interacciones mutuas entre los subsistemas están limitadas y en una restricción incluida en la formulación del problema, forzando con esta restricción que las secuencias de entrada y de estado no difieran mucho de los valores predichos.

En [20] se considera un esquema DMPC para sistemas lineales que se acoplan sólo a través del estado. Donde los controladores aplican las políticas de MPC para sus subsistemas locales. Se comunican intercambiando sus predicciones e incorporan la información de otros controladores a su problema local MPC con el fin de estar coordinados con los demás. El algoritmo que se desarrolla en este trabajo pertenece a la categoría *no iterativo*.

En la categoría de algoritmo *iterativo* se puede mencionar [21], donde se presenta un algoritmo de control predictivo basado en la optimalidad de Nash. Para el problema de optimización, el sistema se descompone en varios agentes de cooperación en forma distribuida, permitiendo con esto que se pueda reducir en gran medida la complejidad computacional de sistemas a gran escala. También se presenta el análisis de convergencia de este algoritmo.

Otro algoritmo en la categoría de algoritmo *iterativo* se presenta en [22], donde se desarrolla un controlador no cooperativo para un sistema experimental de cuatro tanques. En éste, la metodología que se propone para implementar el DMPC no cooperativo consigue una mejora significativa con respecto a un conjunto de controladores completamente descentralizados.

A continuación se presenta un ejemplo de un algoritmo de DMPC no cooperativo, este algoritmo fue propuesto recientemente en [23] para sistemas discretos descritos por la ecuación,

$$x_i(k+1) = A_{ii}x_i(k) + \sum_{i \neq j} A_{ij}x_j(k) + B_i u_i(k) + w_i(k) \quad (12)$$

el método de este algoritmo tiene las siguientes propiedades:

- i) las restricciones de entrada y de estado pueden ser consideradas,
- ii) bajo ciertas suposiciones, se prueba la convergencia del sistema en lazo cerrado,
- iii) no es necesario que cada subsistema conozca el modelo que gobierna la dinámica de las trayectorias de los otros subsistemas,
- iv) la transmisión de información es limitada, cada subsistema sólo necesita saber la referencia de las trayectorias de las variables de estado de los subsistemas vecinos.

La idea es que cada subsistema i transmita a sus vecinos la trayectoria de referencia de estado que se planea $\tilde{x}_i(k+j)$, $j = 1, \dots, N$, sobre el horizonte de predicción y que “garantice” en lazo cerrado que, para todo $j \geq 0$ su trayectoria se encuentre en una vecindad de \tilde{x}_i , es decir, que $x_i(k+j) \in \tilde{x}_i(k+j) \oplus \varepsilon_i$, donde ε_i es un conjunto compacto que incluye el origen y \oplus denota la suma de Minkowski ([24]). La ecuación (12) puede ser escrita como

$$x_i(k+1) = A_{ii}x_i(k) + B_i u_i(k) + \sum_j A_{ij} \tilde{x}_j(k) + w_i(k) \quad (13)$$

donde $w_i(k) = \sum_j A_{ij}(x_j(k) - \tilde{x}_j(k)) \in W_i$ es una perturbación acotada, $W_i = \oplus_j A_{ij} \varepsilon_j$ y el término $\sum_j A_{ij} \tilde{x}_j(k)$ pueden ser interpretados como un entrada, conociendo de antemano el horizonte de predicción. En este caso se asume que la única perturbación en cada subsistema se debe a la diferencia entre la trayectoria real y la trayectoria planeada.

De la ecuación (13), el modelo nominal del i -ésimo subsistema se define como

$$\hat{x}_i(k+1) = A_{ii} \hat{x}_i(k) + B_i \hat{u}_i(k) + \sum_j A_{ij} \tilde{x}_j(k) \quad (14)$$

Sea $K = \text{diag}(K_1, \dots, K_M)$ una matriz diagonal tal que $A + BK$ y $A_{ii} + B_i K_i$ sean estables, la ley de control se puede elegir como

$$u_i(k) = \hat{u}_i(k) + K_i(x_i(k) - \hat{x}_i(k)) \quad (15)$$

De las ecuaciones (13) y (15) y sea $z_i(k) = x_i(k) - \hat{x}_i(k)$, se obtiene

$$z_i(k+1) = (A_{ii} + B_i K_i) z_i(k) + w_i(k) \quad (16)$$

donde $w_i \in W_i$. Sabiendo que W_i es acotada y $A_{ii} + B_i K_i$ es estable, entonces existe un conjunto robusto positivamente invariante Z_i para (16) tal que, para todo $z_i(k) \in Z_i$ y $w_i(k) \in W_i$, existe $z_i(k+1) \in Z_i$. Dado Z_i y asumiendo que existe una vecindad E_i en el origen tal que $E_i \oplus Z_i \subseteq \varepsilon_i$, en cualquier instante de tiempo k , el i -ésimo subsistema calcula el valor de $\hat{u}_i(k)$ en (15) como la solución de

$$\min_{\hat{x}_i(k), \hat{u}_i(k), \dots, \hat{u}_i(k+N-1)} J_i(k) \quad (17)$$

sujeto a la ecuación (14) y, para $j = 0, \dots, N-1$

$$x_i(k) - \hat{x}_i \in Z_i \quad (18)$$

$$\hat{x}_i(k+j) - \tilde{x}(k+j) \in E_i \quad (19)$$

$$\hat{x}_i(k+j) \in \hat{X}_i \subseteq X_i \ominus Z_i \quad (20)$$

$$\hat{u}_i(k+j) \in \hat{U}_i \subseteq U_i \ominus K_i Z_i \quad (21)$$

$$\hat{x}_i(k+N) \in \hat{X}_{fi} \quad (22)$$

donde \ominus denota la resta de Minkowski. En este problema,

$$J_i(k) = \sum_{j=0}^{N-1} [\|x_i(k+j)\|_{Q_i}^2 + \|u_i(k+j)\|_{R_i}^2] + \|x(k+N)\|_{P_i}^2 \quad (23)$$

y las restricciones dadas por las ecuaciones (18)-(21) son usadas para asegurarse que la diferencia entre x_i y \tilde{x}_i es efectivamente limitada, como se mencionó al inicio, mientras que una correcta elección de las matrices de peso definidas positivas Q_i, R_i, P_i y el conjunto terminal X_{fi} garantiza la estabilidad de las propiedades del método, esto se puede ver con más detalle en [25]. Finalmente con la solución óptima en el tiempo k , es posible calcular el valor predicho $\hat{x}_i(k+N)$, el cual será usado

para calcular la trayectoria de referencia de estado en el siguiente instante de tiempo $k + 1$, es decir, $\hat{x}_i(k + N) = \hat{x}_i(k + N)$.

2.3. DMPC cooperativo

En DMPC cooperativo cada controlador tiene en cuenta los efectos de las entradas en toda la planta a través del uso de una función de coste centralizada. En cada iteración, cada controlador optimiza su propio conjunto de entradas asumiendo que el resto de las entradas de sus vecinos se encuentran fijas al último valor obtenido. Posteriormente, los controladores comparten las trayectorias óptimas resultantes, haciendo con esto, que la trayectoria óptima final sea calculada en cada tiempo de muestreo como una suma ponderada de las más recientes trayectorias óptimas con las trayectorias óptimas calculados en el último tiempo de muestreo.

La idea del DMPC cooperativo fue primero introducida en [26], donde se presenta una estrategia para coordinar subsistemas mediante MPC que garanticen la estabilidad y las propiedades de rendimiento. En este algoritmo MPC que se propone basado en cooperación, se estudian las propiedades de convergencia, optimalidad y estabilidad en lazo cerrado.

Los controladores DMPC utilizan la siguiente estrategia de ejecución:

1. En el instante de muestreo k , todos los controladores reciben una medida completa del estado $x(k)$ de los sensores.
2. En la iteración $c(c \geq 1)$:
 - 2.1. Cada controlador evalúa su propia trayectoria futura de entrada basada en $x(k)$ y las últimas trayectorias recibidas de los otros controladores (cuando $c = 1$, suponiendo que la entrada es obtenida a partir de las últimas trayectorias de entrada obtenidas).
 - 2.2. Los controladores cambian sus trayectorias futuras de entrada. Se basan en todas las trayectorias de entrada, cada controlador calcula el conjunto de trayectorias de

entradas u^c .

3. Si la condición de terminación se satisface, cada controlador envía las trayectorias completas futuras de entrada a sus actuadores; si la condición de terminación no se satisface, ir al paso 2 ($c \leftarrow c + 1$).
4. Cuando una nueva medida es recibida, ir al paso 1 ($k \leftarrow k + 1$).

En cada iteración, cada controlador resuelve el siguiente problema de optimización:

$$\min_{u_i(k), \dots, u_i(k+N-1)} J_i(k) \quad (24)$$

sujeto a la ecuación (11) con $w = 0$ y, para $j = 0, \dots, N - 1$,

$$u_i(k + j) \in U_i, j \geq 0 \quad (25)$$

$$u_l(k + j) = u_l(k + j)^{c-1}, \forall l \neq i \quad (26)$$

$$x(k + j) \in X, j > 0 \quad (27)$$

$$x(k + N) \in X_f \quad (28)$$

con

$$J(k) = \sum_i J_i(k) \quad (29)$$

y

$$J_i(k) = \sum_{j=0}^{N-1} [\|x_i(k + j)\|_{Q_i}^2 + \|u_i(k + j)\|_{R_i}^2] + \|x(k + N)\|_{P_i}^2 \quad (30)$$

$$(31)$$

Note que cada controlador debe tener conocimiento de la dinámica de todo el sistema y sobre todo de la función objetivo.

Después de que los controladores compartan las soluciones óptimas $u_i(k + j)^*$, la trayectoria óptima en la iteración c , $u_i(k + j)^c$, se obtiene de una combinación entre la última solución óptima y la solución óptima actual del MPC en cada controlador, esto es,

$$u_i(k + j)^c = \alpha_i u_i(k + j)^{c-1} + (1 - \alpha_i) u_i(k + j)^*$$

donde α_i son los factores de peso de cada controlador. Esta optimización distribuida es de tipo Gauss-Jacobi.

En [27] se propone una estrategia de control cooperativo DMPC para sistemas lineales, aplicable a cualquier número finito de subsistemas que cumplan la condición de estabilidad. La estrategia de control tiene las siguientes características: las restricciones de entrada se satisfacen; la condición de terminación de los controladores distribuidos mantienen la estabilidad en lazo cerrado, y no se emplea una capa de coordinación. Se presenta un controlador cooperativo distribuido en el cual los controladores de los subsistemas optimizan la misma función objetivo sin hacer uso de un coordinador.

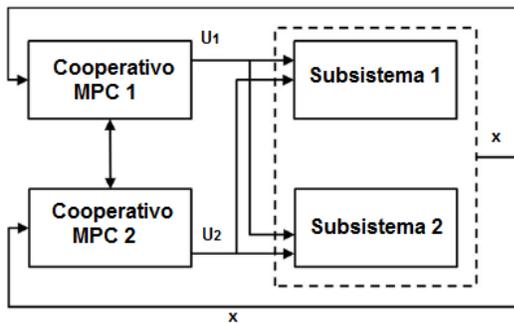


Figura 10: Interacción entre subsistemas en un esquema de control cooperativo distribuido

Por otro lado, en [28] se propone una estrategia para un modelo lineal de control cooperativo DMPC para el seguimiento de puntos de operación cambiantes, esta estrategia es aplicable a cualquier número finito de subsistemas, la figura 10 muestra el esquema de esta estrategia. El controlador propuesto es capaz de manejar todo el sistema en cualquier punto de operación admisible de una manera admisible, asegurando que tenga una solución factible bajo cualquier cambio en el punto de operación. El controlador propuesto es aplicado a una planta real de 4 tanques.

2.3.1. DMPC secuencial

En [29] y [30], se muestra una arquitectura de un DMPC secuencial (figura 11) para sistemas no lineales completamente acoplados, se basa en la suposición de que la información del estado del sistema está disponible para todos los controladores

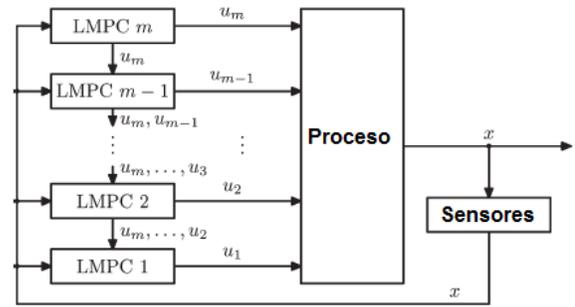


Figura 11: Arquitectura DMPC secuencial usando LMPC

distribuidos en cada tiempo de muestreo. En el DMPC secuencial que se propone, para cada conjunto de entradas u_i , se diseña un MPC basado en Lyapunov, denotado LMPC i . Los LMPC distribuidos usan la siguiente estrategia:

1. En cada tiempo de muestreo k , todos los LMPC reciben las medidas de estado $x(k)$ de los sensores.
2. Para $j = m$ hasta 1
 - 2.1. Los LMPC j reciben todas las trayectorias futuras de entrada u_i , $i = m, \dots, j+1$ desde el LMPC $j+1$ y evalúan las trayectorias futuras de entrada u_j basadas en $x(k)$ y en las trayectorias futuras de entrada que son recibidas.
 - 2.2. Los LMPC j envían en el primer paso el valor de la entrada u_j a sus actuadores y todas las trayectorias futuras de entrada u_i , $i = m, \dots, j$ hasta LMPC $j-1$.
3. Cuando una nueva medida es recibida ($k \leftarrow k+1$), ir al paso 1.

En esta arquitectura, cada LMPC envía todas las trayectorias futuras de entrada y éstas son recibidas por el siguiente LMPC (es decir, el LMPC j envía las trayectorias de entrada al LMPC $j-1$). Esto implica que el LMPC j , $j = m, \dots, 2$ no tenga información sobre los valores de u_i , $i = j-1$ cuando los problemas de optimización de los LMPC sean diseñados. Con el fin de tomar una decisión, el LMPC j , $j = m, \dots, 2$ debe asumir las trayectorias para u_i , $i = j-1, \dots, 1$, a lo largo del horizonte

de predicción. Para este fin, una ley de control no lineal $h(k)$ es usada, la cual puede lograr la estabilización asintótica del sistema en lazo cerrado. Con el fin de heredar las propiedades de estabilidad del controlador $h(k)$, una función de Lyapunov basada en las restricciones es incorporada a cada LMPC para garantizar una mínima contribución al decrecimiento de la función de Lyapunov $V(x)$. Específicamente, el diseño del LMPC j , $j = 1, \dots, m$, se basa en el siguiente problema de optimización.

$$\begin{aligned} \min_{u_j \in S(\Delta)} \quad & J(k) \\ \text{suje}to \quad & a \end{aligned} \quad (32)$$

$$\dot{\tilde{x}}(t) = f(\tilde{x}(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(\tilde{x}(t))u_i \quad (33)$$

$$\begin{aligned} u_i(t) &= h_i(\tilde{x}(k+1)), i = 1, \dots, j-1 \\ \forall t &\in [k+l, k+l+1], \\ l &= 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (34)$$

$$u_i(t) = u_{s,i}^*(t|k), i = j+1, \dots, m \quad (35)$$

$$u_j(t) \in U_j \quad (36)$$

$$\tilde{x}(k) = x(k) \quad (37)$$

$$\begin{aligned} & \frac{\partial V(x(k))}{\partial x} g_j(x(k)) u_j(k) \\ & \leq \frac{\partial V(x(k))}{\partial x} g_j(x(k)) h_j(x(k)) \end{aligned} \quad (38)$$

Donde en el problema de optimización de la ecuación (32), $u_{s,i}^*(t|k)$ denota la óptima trayectoria futura de entrada de u_i que es obtenida por el LMPC i evaluado antes del LMPC j . La restricción de la ecuación (34) define el valor de las entradas u_j evaluadas después (es decir, u_i con $i = 1, \dots, j-1$); la restricción de la ecuación (35) define los valores de las entradas u_j evaluados antes (es decir, u_i con $i = j+1, \dots, m$); la restricción de la ecuación (38) garantiza que la contribución de la entrada u_j al decrecimiento de la derivada en el tiempo de la función de Lyapunov $V(x)$ en el tiempo de evaluación inicial (es decir, en $t = k$), si $u_j = u_{s,i}^*(t|k)$ es aplicado, es más grande o igual que el valor obtenido cuando $u_j = h_j(x(k))$ es aplicado. Estas restricciones permiten probar la estabilidad en lazo cerrado del DMPC.

2.3.2. DMPC iterativo

En [29] se muestra un algoritmo para DMPC no iterativo basado en Lyapunov. El esquema que

se propone para sistemas no lineales acoplados se muestra en la figura 12. Este esquema se presenta como una alternativa al esquema DMPC secuencial presentado en la sección anterior.

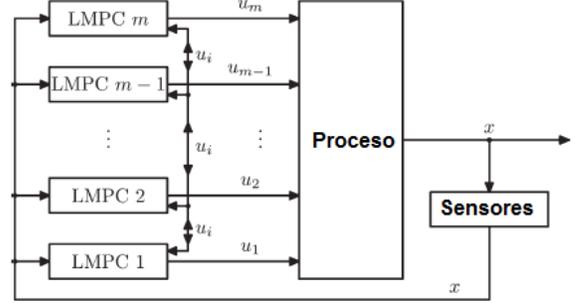


Figura 12: Arquitectura DMPC iterativo usando LMPC

En esta arquitectura, cada controlador LMPC distribuido debe estar disponible para comunicarse con todos los otros controladores (es decir, todos los controladores distribuidos están interconectados). Más específicamente, cuando una nueva medida de estado está disponible en el tiempo de muestreo, cada LMPC evalúa y obtiene sus trayectorias futuras de entrada; y entonces cada controlador LMPC transmite su última trayectoria futura de entrada obtenida a todos los demás controladores. Sobre la base de las trayectorias de entrada recibidas, cada controlador LMPC evalúa nuevamente su trayectoria futura de entrada y este proceso se repite hasta que cierta condición de terminación se cumple.

La estrategia que se implementa es la siguiente:

1. En cada tiempo de muestreo k , todos los controladores LMPC reciben las medidas de estado $x(k)$ de los sensores.
2. En la iteración c ($c \geq 1$):
 - 2.1. Cada LMPC evalúa su propia trayectoria futura de entrada basada en $x(k)$ y la última trayectoria de entrada recibida de todos los demás LMPC.
 - 2.2. Los controladores cambian sus trayectorias de entrada futuras. Se basan en todas las trayectorias de entrada, cada controlador

calcula y almacena el valor de la función de coste.

3. Si la condición de terminación se satisface, cada controlador envía todas sus trayectorias de entrada futuras que corresponden al más pequeño valor de la función de coste a sus actuadores; si la condición de terminación no se satisface, ir al paso 2 ($c \leftarrow c + 1$).
4. Cuando una nueva medida se recibe, ir al paso 1 ($k \leftarrow k + 1$).

Se debe tener en cuenta que en la primera iteración, todos los controladores LMPC utilizan $h(x)$ para estimar las trayectorias de entrada de todos los otros controladores. También, se debe tener en cuenta que el número de iteraciones c puede ser variable y no afecta a la estabilidad en lazo cerrado de la arquitectura LMPC distribuido propuesta. Para las iteraciones en esta arquitectura DMPC, hay diferentes maneras de elegir la condición de terminación. Por ejemplo, el número de iteraciones c se puede restringir que sea más pequeño que un número máximo de iteraciones c_{max} (es decir, $c \leq c_{max}$) y/o que las iteraciones pueden finalizar cuando la diferencia entre dos iteraciones consecutivas sea más pequeña que un valor propuesto y/o que las iteraciones puedan terminar cuando un número máximo de cómputo sea alcanzado. Se define $\hat{x}(t|k)$ para $t \in [k, k + N)$ como una trayectoria nominal de la ecuación (9) asociada con la ley de control de realimentación y el tiempo de muestreo Δ iniciando en $x(k)$. Esta trayectoria de muestreo se obtiene integrando recursivamente la siguiente ecuación diferencial:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(k) &= f(\hat{x}(k)) \\ &+ \sum_{i=1}^m g_i(\hat{x}(k)) h_i(\hat{x}(k+1|k)), \\ \forall \tau &\in [k+1, k+l+1], \\ l &= 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (39)$$

donde se asume que f , g_i , $i = 1, \dots, m$ son funciones localmente Lipschitz y $h_i = u_i$, $i = 1, \dots, m$.

Basada en $\hat{x}(k)$, se puede definir la siguiente variable:

$$\begin{aligned} u_{n,j(k)} &= h_j(\hat{x}(k+1|k)), j = 1, \dots, m, \\ \forall \tau &\in [k+1, k+l+1], \\ l &= 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (40)$$

que se utilizará como valor inicial de la trayectoria de u_j .

El diseño del LMPC j , $j = 1, \dots, m$ en la iteración c se basa en el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_{u_j \in S(\Delta)} & J(k) \\ \text{suje}to & a \end{aligned} \quad (41)$$

$$\dot{\tilde{x}}(t) = f(\tilde{x}(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(\tilde{x}(t)) u_i \quad (42)$$

$$u_i(t) = u_{p,i}^{*,c-1}(t|k), \quad \forall i \neq j \quad (43)$$

$$u_j(t) \in U_j \quad (44)$$

$$\tilde{x}(k) = x(k) \quad (45)$$

$$\frac{\partial V(x(k))}{\partial x} g_j(x(k)) u_j(k) \quad (46)$$

$$\leq \frac{\partial V(x(k))}{\partial x} g_j(x(k)) h_j(x(k)) \quad (47)$$

donde $u_{p,i}^{*,c-1}(t|k)$ son las trayectorias óptimas de entrada en la iteración $c-1$.

En general, en un DMPC iterativo no se garantiza la convergencia a la solución óptima. Sin embargo, con la estrategia que se ha implementado, se garantiza que la solución óptima del problema de optimización de la ecuación (41) está acotada superiormente por el controlador $h(\cdot)$ basado en Lyapunov en cada tiempo de muestreo.

2.3.3. DMPC basado en un agente de negociación

Se presenta a continuación un algoritmo DMPC para sistemas no lineales con restricciones y acoplados a través de sus entradas, [31] y [32]. Este algoritmo adopta un enfoque *iterativo*. El esquema de este DMPC se muestra en la figura 13. En este esquema de control distribuido, existe un controlador (agente, en general) para cada subsistema y el número de entradas del controlador puede diferir del número de subsistemas.

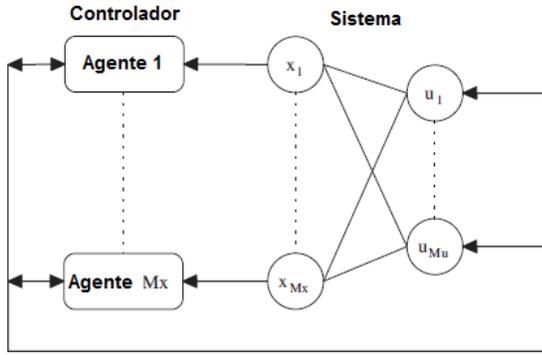


Figura 13: Arquitectura DMPC basada en un agente de negociación

En esta clase de controladores, los agentes no tienen conocimiento de la dinámica de sus vecinos, pero pueden comunicarse libremente entre ellos con el fin de llegar a un acuerdo. La estrategia que se propone se basa en la negociación entre los agentes. En cada tiempo de muestreo, se sigue un protocolo determinado, los agentes hacen propuestas para mejorar una solución inicial factible por parte de sus funciones locales de costo, su estado y su modelo. Estas propuestas son aceptadas si el costo global mejora el costo correspondiente a la solución actual. Para este fin, el agente que hace la propuesta debe comunicarse con los vecinos afectados. Se debe tener en cuenta que una propuesta puede modificar sólo un subconjunto de entradas, y por lo tanto hay agentes que puedan no ser afectados por los cambios. Diferentes protocolos de negociación/comunicación pueden ser implementados. El único requisito es que el protocolo debe garantizar que cada propuesta es evaluada de forma independiente. En este esquema de control se propone implementar un controlador en el cual en cada tiempo de muestreo se considera un número de propuestas realizadas por agentes aleatorios.

El objetivo del control del esquema que se propone, es reducir al mínimo el índice de rendimiento global definido como la suma de cada una de las funciones de costo locales.

La estrategia que se implementa en este DMPC es la siguiente:

1. En cada tiempo de muestreo k , cada uno de los controladores recibe las medidas del

estado local $x_i(k)$ de los sensores y u^d se obtiene desplazando la trayectoria de entrada al instante $k - a$.

2. En la iteración $c(c \geq 1)$:

- 2.1. Un agente evalúa y envía una propuesta a sus vecinos.

- 2.2. Cada vecino evalúa el incremento del costo recibido en lugar de la solución actual u^d y envía el incremento del costo al agente que ha hecho la propuesta.

- 2.3. El agente que hizo la propuesta evalúa el incremento total en la función de costo que obtiene de la información que recibe y decide el nuevo valor para u^d .

- 2.4. El agente que hizo la propuesta comunica la decisión a sus vecinos.

3. Si la condición de terminación se satisface, cada controlador envía su trayectoria de entrada futura a sus actuadores; si la condición de terminación no se satisface, ir al paso 2($c \leftarrow c + 1$).

4. Cuando una nueva medida se recibe, ir al paso 1 ($k \leftarrow k + 1$).

Varias propuestas pueden ser evaluadas en paralelo, siempre y cuando no impliquen a conjuntos de agentes intersecantes, es decir, en un momento dado un agente sólo puede evaluar una única propuesta.

Con el fin de generar una propuesta, el agente i minimiza su propia función de costo local J_i resolviendo el siguiente problema de optimización:

$$\min_{u(k), \dots, u(k+N-1)} J_i(k) \quad (48)$$

sujeto a la ecuación

$$x_i(k+1) = A_i x_i(k) + \sum_{l=1}^m B_{il} u_l(k) + w_i(k) \quad (49)$$

con $w_i = 0$ y, para $j = 0, \dots, N-1$

$$u_l(k+j) \in U_l, l \in n_{prop} \quad (50)$$

$$u_l(k+j) = u_l(k+j)^d, \forall l \notin n_{prop} \quad (51)$$

$$x_i(k+j) \in X_i, j > 0 \quad (52)$$

$$x_i(k+N) \in X_{fi} \quad (53)$$

donde la función de costo $J_i(k)$ depende de las trayectorias predichas de x_i y de las entradas que la afectan. En este problema de optimización, el agente i optimiza un conjunto n_{prop} de entradas que afecta a su dinámica. El resto de las entradas están en el conjunto $u_l(k+j)^d$ de soluciones actualmente aceptadas.

Cada agente l , el cual es afectado por la propuesta del agente i , evalúa el costo predicho que corresponde a la solución propuesta. Para hacer esto, el agente calcula la diferencia entre el costo de la nueva propuesta y el costo de la propuesta aceptada actualmente. Esta información se envía al agente i , el cual puede evaluar el costo total de las propuestas, esto es, $J(k) = \sum_i J_i(k)$ para tomar una decisión de las futuras trayectorias de entrada. Si el costo mejora la solución aceptada actualmente, entonces $u_l(k+j)^d = u_l(k+j)^*$ para todo $l \in n_{prop}$, si no es así, la propuesta se descarta.

Con un diseño adecuado de las funciones objetivo, las restricciones de la región de terminación y suponiendo que se tiene una solución inicial factible, este controlador puede garantizar estabilidad del sistema en lazo cerrado.

2.4. Resumen de los esquemas y sistemas de control implementados con DMPC

La tabla 1 muestra un resumen de los esquemas descritos en las secciones anteriores.

Se pueden observar las siguientes columnas: *autor(es)*, *año*, *función de coste*, *DMPC utilizado*, *tipo de algoritmo*, *aplicación/uso*, siendo *autor(es)* donde se describe el nombre de los autores; la columna que lleva de nombre *año* se refiere al año que ha sido publicado; en la columna *función de coste* se presenta la formulación matemática que han utilizado dichos autores, como se puede ver, las formulaciones que se presentan son en tiempo discreto, o bien en espacio de estados; por otro lado

se tiene la columna *DMPC utilizado*, la cual representa al controlador distribuido utilizado, pudiendo ser *cooperativo* o *no cooperativo*; se tiene también la columna *tipo de algoritmo* la cual describe la categoría (*iterativo*, *no iterativo*) en la que se encuentran los algoritmos utilizados por los controladores. Finalmente la columna *aplicación/uso* se refiere al sistema donde ha sido validado el controlador o bien al tipo de sistema utilizado para diseñar la formulación DMPC.

2.5. Estabilidad en DMPC

La solución eficiente del problema del control óptimo es importante para cualquier aplicación a procesos reales, pero la estabilidad del lazo cerrado es también de crucial importancia ([15]). Para sistemas lineales sin restricciones, la estabilidad se puede analizar con herramientas convencionales de teoría de sistemas lineales, pero si aparecen restricciones o el sistema es no lineal, la ley de control se convierte en no lineal y deben usarse otras herramientas. Se trata de un campo donde han aparecido resultados significativos recientemente.

Incluso en el caso de que el algoritmo de optimización encuentre una solución, esto no garantiza la estabilidad del lazo cerrado (incluso sin incertidumbre). El uso de penalización o restricción terminal, funciones de Lyapunov o conjuntos invariantes ha dado lugar a una amplia familia de técnicas que son capaces de garantizar la estabilidad del sistema controlado.

Este problema ha sido abordado desde distintos puntos de vista, dando lugar a una serie de contribuciones que siempre analizan el problema del regulador (llevar el estado al reposo) en el marco del espacio de estados. Las formulaciones de estabilidad garantizada se muestran en [33]. En esta referencia, los autores presentan las condiciones suficientes para el diseño de un controlador predictivo estabilizante con restricciones.

Los ingredientes clave de un MPC estabilizante son el conjunto terminal y el coste terminal. El estado terminal denota el estado predicho del sistema al final del horizonte de predicción. Se fuerza a que este estado terminal alcance un conjunto terminal que contenga el estado en régimen estacionario y

Autor(es)	Año	Función de coste	DMPC utilizado	Tipo de Algoritmo	Aplicación/Usos
<i>D. Jia y B. H. Krogh</i> [20]	2001	$J_i(t) = \int_t^{t+T} \left\{ \sum_{j=1, j \neq i}^M p_{ij} (\Delta \delta_i(\tau) - \Delta \delta_j(\tau))^2 + q_i \Delta f_i^2(\tau) + r_i \Delta P_{gt}^2(\tau) \right\} d\tau$	No cooperativo	No iterativo	Sistemas lineales acoplados a través de sus estados.
<i>X. Du et al.</i> [21]	2001	$J(k) = \ \omega_i(k) - \bar{Y}_{PM}(k)\ _Q^2 + \ \Delta u_M(k)\ _R^2$	No cooperativo	Iterativo	Reducir la complejidad computacional de sistemas a gran escala.
<i>E. Camponogara et al.</i> [18]	2002	$J_i(t) = \int_t^{t+T} \left\{ \sum_{j=1, j \neq i}^M p_{ij} (\Delta \delta_i(\tau) - \Delta \delta_j(\tau))^2 + q_i \Delta f_i^2(\tau) + r_i \Delta P_{gt}^2(\tau) \right\} d\tau$	No Cooperativo	No iterativo	Sistemas lineales en tiempo discreto / Coordinación entre agentes que resuelven problemas con MPC.
<i>A. N. Venkat et al.</i> [26]	2005	$\phi_i(x_i, u_i, x_{j \neq i}^{p-1}, u_{j \neq i}^{p-1}; x_i(k)) = \sum_{t=0}^{\infty} x_i^T(t k) Q_i(t) x_i(t k) + u_i^T(t k) R_i(t) u_i(t k)$	Cooperativo	Iterativo	Coordinar subsistemas mediante MPC que garanticen la estabilidad y las propiedades de rendimiento.
<i>W. B. Dunbar</i> [19]	2007	$J_i(z_i(t_k), u_i^p(\cdot; t_k)) = \int_{t_k}^{t_k+T} \ z_i^p(s; t_k)\ _{Q_i}^2 + \ u_i^p(s; t_k)\ _{R_i}^2 ds + \ z_i^p(t_k + T; t_k)\ _{P_i}^2$	No cooperativo	No iterativo	Sistemas no lineales en tiempo continuo garantizando estabilidad.
<i>M. Mercangöz y F. J. Doyle III</i> [22]	2007	$\sum_{t=0}^{p-1} \left(\sum_{s=1}^{n_y} [w_{t+1,s}^y (y_{it}(k+t+1 k) - y_{is}^{ref}(k+t+1))]^2 + \sum_{s=1}^{n_u} [w_{t,s}^{u_i} u_{is}(k+t k)]^2 \right) u_i(k k), \dots, u_i(m-1+k k)$	No cooperativo	Iterativo	Sistema experimental de cuatro tanques.
<i>J. Liu et al.</i> [30]	2009	$J = \sum_0^M x(t_i)^T Q_c x(t_i) + u_1(t_i)^T R_{c1} u_1(t_i) + u_2(t_i)^T R_{c2} u_2(t_i) + u_3(t_i)^T R_{c3} u_3(t_i)$	Cooperativo	Iterativo	Proceso separador en un reactor / Sistemas no lineales completamente acoplados.

Autor(es)	Año	Función de coste	DMPC utilizado	Tipo de Algoritmo	Aplicación/Us
<i>J. Liu et al.</i> [29]	2010	$J = \sum_0^M x(t_i)^T Q_c x(t_i) + u_1(t_i)^T R_{c1} u_1(t_i) + u_2(t_i)^T R_{c2} u_2(t_i)$	Cooperativo	Iterativo	Proceso separador en un reactor / Sistemas no lineales completamente acoplados.
<i>M. Farina y R. Scattolini</i> [23]	2011	$V_i^N(\hat{x}_t^{[i]}, \hat{u}_{[t:t+N-1]}^{[i]}) = \sum_{k=t}^{t+N-1} l_i(\hat{x}_k^{[i]}, \hat{u}_k^{[i]}) + V_i^F(\hat{x}_{t+N}^{[i]})$	No cooperativo	Iterativo	Comunicación entre subsistemas vecinos / Sistemas discretos
<i>J. Maestre et al.</i> [31]	2011	$J_i(x_i, \{U_j\}_{j \in n_i}) = \sum_{k=0}^{N-1} L_i(x_{i,k}, \{u_{j,k}\}_{j \in n_i}) + F_i(x_{i,n})$	Cooperativo	Iterativo	Problema de la cadena de suministro / sistemas no lineales con restricciones y acoplados a través de sus entradas
<i>A. Ferramosca et al.</i> [28]	2013	$V_N(x, y_t; u, \hat{y}_s) = \sum_{j=0}^{N-1} \ x(j) - \hat{x}_s\ _Q^2 + \ u(j) - \hat{u}_s\ _R^2 + \ x(N) - \hat{x}_s\ _P^2 + V_0(\hat{y}_s, y_t)$	Cooperativo	Iterativo	Planta real de cuatro tanques

Tabla 1: Resumen de controladores DMPC (continuación)

tiene un coste asociado que se denomina coste terminal, que se añade como un nuevo término a la función de coste.

3. DESCOMPOSICIÓN PARA DMPC

La manera de descomponer un sistema general DMPC en pequeños grupos y que cada uno de ellos sea controlado por un controlador MPC diferente es muy importante, pero aún no se ha resuelto de manera general. Existen varias ideas de cómo hacer esta descomposición basadas en consideraciones de diseño de la planta, así como a través de consideraciones de escala de tiempo. A continuación se revisan algunas de estas descomposiciones.

3.1. Descomposición de un DMPC en subsistemas y en DMPC con muestreo a velocidad variable (Multirate)

Particionar y descomponer un proceso en varios subsistemas es un tema importante. En [34] se muestra el diseño de un sistema basado en DMPC, donde se usa muestreo a velocidad variable para sistemas no lineales de larga escala de tiempo, compuestos de varios subsistemas acoplados. La figura 14 muestra el esquema utilizado.

En concreto, se supone que los estados de cada subsistema local se pueden dividir en estados de muestreo rápido (que están disponibles cada tiempo de muestreo) y en estados de muestreo lento (que están disponibles cada varios tiempos

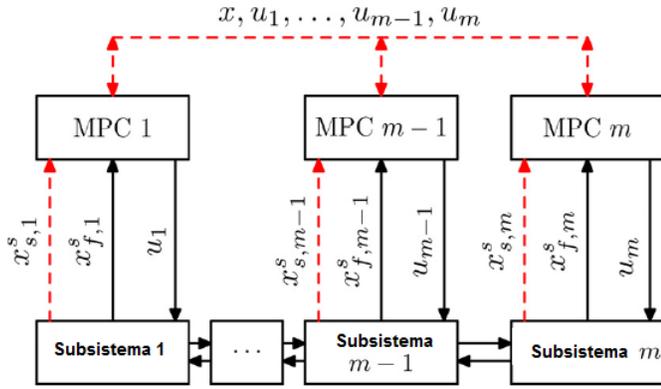


Figura 14: Arquitectura DMPC con muestreo a velocidad variable

de muestreo). Los MPC se conectan a través de una red de comunicación compartida y cooperan de forma iterativa en instantes de tiempo en el que las mediciones (ambas, rápidas y lentas) del estado del sistema están disponibles para garantizar la estabilidad de bucle cerrado.

En la arquitectura que se propone, los controladores se diseñan a través de modelos de control predictivo basado en Lyapunov teniendo en cuenta la medición del ruido, las perturbaciones del proceso y el ruido de la comunicación.

La estrategia que se implementa en esta arquitectura DMPC en los instantes de tiempo cuando están disponibles los estados que se muestrean de manera rápida y lenta es la siguiente:

1. En el tiempo k con $k = 0, \Delta, 2\Delta, \dots$, todos los controladores emiten los estados locales de los subsistemas hacia los otros controladores, entonces evalúan de manera iterativa sus trayectorias futuras de entrada suponiendo una entrada inicial generada por $h(\cdot)$.
2. En la iteración c ($c \geq 1$)
 - 2.1. Cada controlador evalúa su propia trayectoria futura de entrada basada en $x^i(k)$ (versión con ruido de $x(k)$) y la última trayectoria de entrada de control recibida (entrada inicial generada por $h(\cdot)$ cuando $c = 1$).
 - 2.2. Todos los controladores distribuidos

cambian sus últimas trayectorias futuras de entrada. Se basan en la información de entrada, cada controlador calcula y almacena el correspondiente valor de costo.

- 2.3. Si la condición de terminación se satisface, cada controlador envía todas sus trayectorias futuras de entrada a sus actuadores, éstas corresponden al valor más pequeño del costo.

La estrategia que se implementa en esta arquitectura DMPC en los instantes de tiempo cuando sólo están disponibles los estados locales que se muestrean de manera rápida es la siguiente:

1. Los controladores i , $i = 1, \dots, m$ reciben sus estados locales que se muestrean de manera rápida $x_{f,i}^s$.
2. Cada controlador i estima el estado actual de todo el sistema y evalúa sus trayectorias futuras de entrada y envía la primera entrada escalón a sus actuadores.

3.2. Descomposición en sistemas de dos escalas de tiempo MPC

La mayoría de los procesos (químicos por ejemplo) implican fenómenos que se producen en distintas escalas de tiempo (lenta y rápida). Se han mostrado resultados recientes para sistemas de dos escalas de tiempo con MPC en [35] y [12]. A continuación se mencionan algunos resultados pertenecientes a MPC descentralizado/distribuido.

3.2.1. MPC escala lenta de tiempo

En [35] se muestra la siguiente formulación para sistemas no lineales con perturbaciones singulares. La formulación se muestra en la forma estándar con la siguiente descripción en espacio de estados.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, z, \epsilon, u_s, w), & x(0) &= x_0 \\ \epsilon \dot{z} &= g(x, z, \epsilon, u_f, w), & z(0) &= z_0 \end{aligned} \quad (54)$$

donde $x \in \mathbb{R}^n$ y $z \in \mathbb{R}^m$ denotan los vectores de las variables de estado, ϵ es un parámetro pequeño positivo, $w \in \mathbb{R}^l$ denota el vector de las perturbaciones y $u_s \in U \subset \mathbb{R}^p$ y $u_f \in \tilde{V} \subset \mathbb{R}^q$

son dos conjuntos de entradas manipulables. En la figura 15 se muestra el esquema que se propone en este sistema de control.

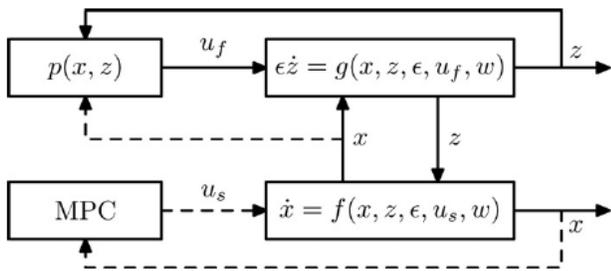


Figura 15: Arquitectura del sistema de control usando MPC en escala lenta de tiempo

Dado que el parámetro ϵ multiplica la derivada en el tiempo del vector z en la ecuación 2 del sistema (54), la separación en variables lentas y rápidas es explícita, esto es, se referirá al vector x como el vector lento de las variables de estado y al vector z como el vector rápido de las variables de estado. Respecto a la formulación del problema de control, se supone que los estados rápidos del vector z se muestrean continuamente y que sus mediciones están disponibles para todo tiempo t (por ejemplo, en las variables que se pueden incluir en muestreo rápido están la temperatura, la presión) mientras que los estados lentos del vector x se muestrean de manera sincronizada y están disponibles en los instantes de tiempo indicados por la siguiente secuencia $k \geq 0$ con $k = t_0 + \kappa\Delta$, $\kappa = 0, a, \dots$ donde t_0 es el tiempo inicial y Δ es el tiempo de muestreo. El conjunto de entradas manipulables u_f es el responsable de la estabilización de la dinámica rápida de la ecuación 2 en (54), para este conjunto se asume que la acción de control se calcula continuamente, mientras que el conjunto de entradas manipulables u_s se evalúa cada tiempo de muestreo k y se responsabiliza de estabilizar la dinámica lenta y hacer cumplir el valor óptimo deseado en lazo cerrado.

La separación explícita en variables lentas y variables rápidas en la ecuación 2 del sistema (54) permite la descomposición en dos sistemas separados de orden reducido involucrando dos escalas de tiempo diferentes.

Para proceder con una separación en dos escalas

de tiempo y con la finalidad de simplificar la notación posterior del desarrollo, primero se aborda la cuestión de la estabilidad de las dinámicas rápidas. Dado que se supone que las dinámicas rápidas de la ecuación 2 en (54) no son asintóticamente estables, entonces se supone la existencia de una ley de control “rápida” $u_f = p(x, z)$ tal que hace que la dinámica rápida sea asintóticamente estable. Se sustituye $u_f = p(x, z)$ en la ecuación 2 en (54) y se asume que $\epsilon = 0$, obteniendo:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, z, 0, u_s, w) \quad (55)$$

$$0 = g(x, z, 0, p(x, z), w) \quad (56)$$

Se asume que la ecuación $g(x, z, 0, p(x, z), w) = 0$ posee una única raíz

$$z = \hat{g}(x, w) \quad (57)$$

entonces, se puede construir el subsistema lento:

$$\frac{dx}{dt} = f(x, \hat{g}(x, w), 0, u_s, w) =: f_s(x, u_s, w) \quad (58)$$

Introduciendo la escala de tiempo rápida $\tau = (\frac{t}{\epsilon})$ y el cambio de variable $y = z - \hat{g}(x, w)$, se puede escribir el sistema no lineal con perturbaciones singulares como sigue:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{d\tau} &= \epsilon f(x, y + \hat{g}(x, w), 0, u_s, w) \\ \frac{dy}{d\tau} &= g(x, y + \hat{g}(x, w), 0, u_f, w) - \epsilon \frac{\partial \hat{g}}{\partial w} \hat{w} \\ &\quad - \epsilon \frac{\partial \hat{g}}{\partial x} f(x, y + \hat{g}(x, w), \epsilon, u_s, w) \end{aligned} \quad (59)$$

Haciendo $\epsilon = 0$, se obtiene el siguiente subsistema rápido:

$$\frac{dy}{d\tau} = g(x, y + \hat{g}(x, w), 0, u_f, w) \quad (60)$$

donde x y w se pueden considerar como “fijas” en sus valores iniciales. El subsistema rápido puede ser asintóticamente estable en $x \in R^n$ y $w \in R^l$ con un diseño apropiado de $u_f = p(x, z)$. El MPC se usa para calcular la acción de control u_s en la escala lenta de tiempo.

3.2.2. Diseño MPC rápido/lento

En adición al desarrollo que se hace en el sistema de control de la figura 15, el sistema no lineal (54) con perturbación singular del sistema también puede ser usado para desarrollar sistemas de control donde un controlador MPC sea usado en la escala rápida de tiempo, como se muestra en [36]. En este caso, una forma conveniente de formular el problema desde el punto de vista del control, es diseñar un MPC rápido que utilice la reatalimentación de la variable y , en cuyo caso u_f sólo está activo en la capa límite (movimiento rápido de las dinámicas rápidas) y se convierte en casi cero en la escala de tiempo lento. La arquitectura de control que resulta en este caso se muestra en la figura 16 donde no hay necesidad de comunicación entre el MPC rápido y el MPC lento; en este sentido, esta estructura de control puede ser clasificada como descentralizada. Específicamente, en referencia al sistema con perturbaciones singulares (59), el coste se puede definir como

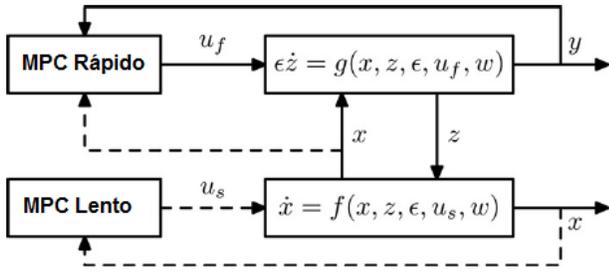


Figura 16: Arquitectura del sistema de control usando MPC en escala de tiempo lenta y rápida

$$\begin{aligned}
 J &= J_s + J_f \\
 &= \int_0^{N\Delta_s} [x^T(\tilde{\tau})Q_s x(\tilde{\tau}) + u_s^T(\tilde{\tau})R_s u_s(\tilde{\tau})] d\tilde{\tau} \\
 &+ \int_0^{N\Delta_f} [y^T(\tilde{\tau})Q_f y(\tilde{\tau}) + u_f^T(\tilde{\tau})R_f u_f(\tilde{\tau})] d\tilde{\tau} \quad (61)
 \end{aligned}$$

donde Q_s , Q_f , R_s , R_f son matrices de peso definidas positivas, Δ_s es el tiempo de muestreo de u_s y Δ_f es el tiempo de muestreo de u_f . Entonces, el MPC rápido puede ser formulado como sigue:

$$\min_{u_f \in S(\Delta_f)} J_f \quad (62)$$

sujeito a

$$\frac{dy}{d\tau} = g(x, y + \tilde{g}(x, 0), 0, u_f, 0) \quad (63)$$

$$u_f \in \bar{V} \quad (64)$$

$$\text{restricciones de estabilidad} \quad (65)$$

donde $z = \tilde{g}(x, 0)$ es la solución de la ecuación $g(x, z, 0, 0, 0) = 0$. El diseño del MPC lento se basa en el sistema de la ecuación (58) con $w = 0$ y $\hat{g}(x, w) = \tilde{g}(x)$. Esta arquitectura DMPC de dos escalas de tiempo no requiere comunicación entre los MPC y puede asegurar estabilidad en lazo cerrado y un rendimiento casi óptimo en el sentido del cómputo de las acciones de control para minimizar $J = J_s + J_f$ cuando $\epsilon \rightarrow 0$.

4. GESTIÓN EFICIENTE DE ENERGÍA EN ENTORNOS TIPO CAMPUS: UNA PROPUESTA DE SOLUCIÓN BASADA EN DMPC PARA EL CONTROL EN LA GESTIÓN EFICIENTE DE ENERGÍA

Desde las Instituciones públicas Internacionales o desde las gubernamentales españolas, se promueve hoy más que nunca, la investigación en el uso eficiente de la energía y la utilización de energías limpias, ya sea obligatoriamente en la edificación, como bonificando la creación de centros auxiliares de apoyo a la red eléctrica nacional, etc. En este entorno de trabajo, se plantea el presente trabajo, el cual se formula en [1].

En este trabajo se plantea el análisis, estudio y aplicación de estrategias de modelado, control y supervisión (fundamentalmente control predictivo basado en modelo, MPC) que permitan una gestión eficiente de energía en entornos tipo campus, parque tecnológico o distrito, donde se maximice el uso de las energías renovables. Debido a sus características, se suele requerir un apoyo energético convencional (combustibles fósiles) que permita operar los sistemas cuando la energía almacenada o la energía primaria renovable es escasa e incluso no está presente. El problema incorpora varios niveles de control porque en cada momento hay que tomar decisiones sobre la utilización que se va a dar a la

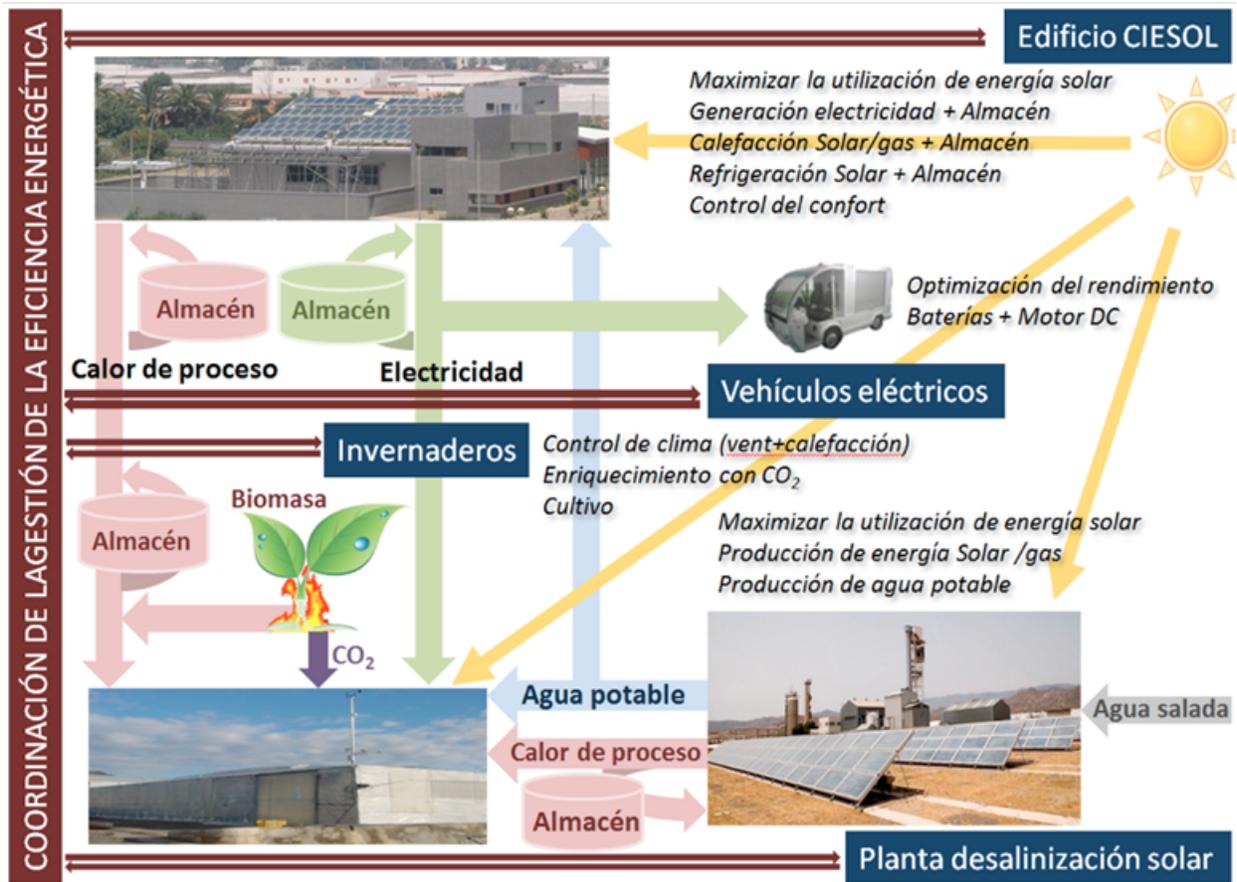


Figura 17: Esquema de la planta donde se realizarán los ensayos del proyecto

energía disponible, existiendo por tanto distintos objetivos (minimizar el uso de combustibles fósiles, inclusión de aspectos económicos, ambientales y de calidad, etc.) que generan un problema de control jerárquico multiobjetivo que requiere coordinación y cooperación entre sistemas y que será abordado con técnicas de control predictivo del tipo MPC “económico” EMPC [37], MPC cooperativo y distribuido [38], siendo además necesario generar modelos, estimadores y predictores de las etapas de generación y demanda de energía.

En el caso concreto de este proyecto, los entornos a los que se hace referencia están caracterizados por la combinación óptima de energía solar, biomasa y energías convencionales en la producción de electricidad y calor de proceso para climatización, iluminación, producción de agua potable, transporte, alimentación de máquinas y equipos y enriquecimiento del aire con CO_2 , donde un aspecto clave es intentar adaptar la demanda a la producción de energía (y viceversa),

para lo cual es fundamental el uso de algoritmos de control predictivo. Para demostrar la aplicabilidad de las técnicas desarrolladas se hará uso de un entorno formado por un edificio bioclimático (problema de control de confort incorporando frío solar y electricidad de origen fotovoltaico), un invernadero (problema de control de crecimiento de cultivos haciendo uso de energía solar), una planta de desalación solar (producción de agua potable a partir de energía solar) y un vehículo eléctrico (problema de gestión energética de vehículo y almacenamiento y uso de energía), que se muestra en la figura 17.

Por una parte, el edificio CIESOL produce energía eléctrica y calor de proceso mediante captación de energía solar con la instalación fotovoltaica, que se utiliza para la demanda del propio edificio, la del invernadero, la del coche eléctrico y, en el caso de que sobre, para almacenarla en unos sistemas propios de baterías y de almacenamiento térmico.

Por otra parte, la planta de desalación proporciona agua potable y calor de proceso al resto de sistemas captando energía solar. Además, mediante la combustión de biomasa, en las instalaciones del invernadero se genera calor de proceso y CO_2 . En todos los casos, la energía eléctrica y el calor de proceso tienen también otros usos auxiliares en máquinas y equipamiento, como se indica en la figura 18.



Figura 18: Flujos y utilización de la energía

Son de interés los aspectos de modelado y control de bajo nivel (sistemas y equipos) y de alto nivel (optimización de consignas, coordinación de procesos) en este ámbito. Algunos de las líneas de alto nivel en este contexto son: adaptación de la producción de energía a la demanda; planificación de la producción, almacenamiento y uso de energía; predicción de variables ambientales, de generación y de demanda; uso eficiente de políticas de almacenamiento de energía; integración de aspectos económicos en la gestión energética; control de confort y calidad en el uso de la energía. Las líneas de bajo nivel se centran fundamentalmente en el desarrollo de estrategias de control predictivo híbrido y no lineal; control climático (ventilación, calefacción, refrigeración solar, CO_2 , etc.) y control de vehículos eléctricos.

4.1. Descripción de las plantas de ensayo

Según un estudio del Instituto de la Diversificación y Ahorro de la Energía IDAE, dependiente del Ministerio de Industria, Energía y Turismo, el consumo de energía final por sectores en el año 2008 en España, se repartía un 30.4 % en la industria, un 40 % en transporte, un 16.7 % en el hogar (sobre todo en climatización), un 9.3 % en

servicios (comercio, hoteles y oficinas) y un 3.4 % en otros, existiendo una tendencia al alza de los dos últimos sectores [39]. En el sector industrial existe la conciencia de aumentar su eficiencia energética en la medida en que los consumos de energía por unidad de producto producido o de servicio prestado sean cada vez menores. Sin embargo, en los sectores del transporte y de los edificios, incluyendo los hogares, la situación es diferente, al no aumentar la eficiencia energética como sería deseable. Por esta razón, se plantean en este trabajo distintas plantas con objetivos finales diferentes y distintas necesidades energéticas, que formen entre sí un distrito cuasi real y en el que se estudie, modele, controle e integre bajo el punto de vista de la eficiencia energética todo el sistema, abarcando los diferentes sectores de consumo como edificios, fácilmente extrapolables a hogares particulares que según [40], representan el 40 % del consumo energético mundial (siendo más de la mitad atribuible a sistemas de climatización), industria y transporte. Para ello, se dispone de las siguientes plantas:

- *Edificio CIESOL.* Se encuentra situado en el campus de la Universidad de Almería y, se trata, de un Centro Mixto de Investigación entre el CIEMAT y la Universidad de Almería (figura 19). Este edificio de $1072 m^2$ se ha construido con criterios de arquitectura bioclimática, para lo cual cuenta con una importante red de sensores (más de 725 medidas) [41] y sistemas de climatización que hacen uso de frío solar [42] utilizando para ello un campo de colectores solares que generan calor de proceso, un sistema de almacenamiento de agua caliente, una caldera y una máquina de absorción con su torre de refrigeración. Por otra parte dispone de un campo de paneles fotovoltaicos para generación de electricidad. Asimismo, los recintos más representativos del edificio se han equipado con otros actuadores que permiten controlar el confort en el interior del edificio (apertura de ventanas automatizada y elementos de sombreado).
- *Invernadero.* Actualmente, el cultivo bajo invernadero está planteado de la misma manera

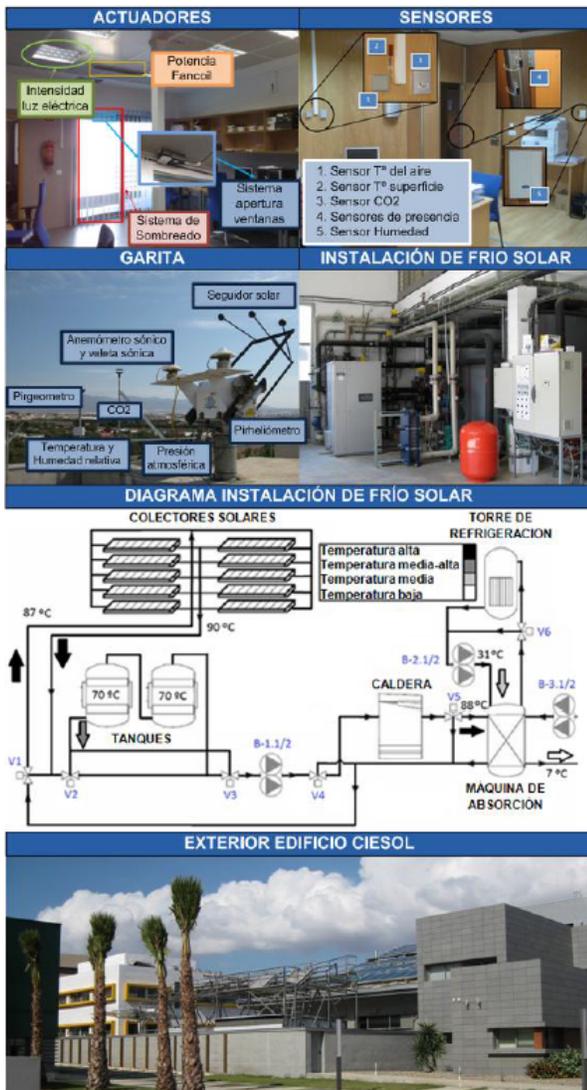


Figura 19: Edificio CIESOL

que un sistema industrial de producción con grandes equipos y máquinas que consumen una cantidad sustancial de energía. Se trata de un invernadero tipo parral ubicado en la Estación Experimental las Palmerillas en Almería (España). Éste presenta una altura promedio de 3.6 m y superficie cubierta de 877 m^2 . Cuenta con actuadores con ventilación lateral y cenital accionada mediante motores AC independientes, aerotermo, sistema de calefacción por tuberías de agua caliente alimentado con biomasa, un sistema de enriquecimiento de CO_2 generado con la combustión de la biomasa, mallas de sombreado y sistemas de aporte de agua y nutrientes. Se encuentra dotado con un equipo de medida de 52 variables y está diseñado para

llevar a cabo ensayos de identificación e implementar estrategias de control climático y de fertirrigación.

- Coche eléctrico.** Se trata de un vehículo urbano con 2.78 m de longitud y 1.5 m de anchura, y un peso (con baterías incluidas), de unos 700 kg . Su radio de giro es de 4.3 m , con una pendiente de subida del 20% . Posee un motor de corriente continua de excitación independiente, con una potencia de 4.3 kW , que le permite alcanzar una velocidad máxima de $45\frac{\text{km}}{\text{h}}$. Está alimentado por 8 baterías de 6 V de bajo mantenimiento de silicona, conectadas en serie, que aportan al vehículo una autonomía de 90 km . Se ha incluido en el vehículo un PC industrial y distintos subsistemas de sensorización, con el objetivo de poder hacer un seguimiento de rutas automatizado y eficiente, que permita conseguir una mejora en la autonomía del mismo.

Se dispone también de la *desaladora solar AQUASOL*, ubicada en la Plataforma Solar de Almería, que no se describe en este trabajo ya que se utiliza para generación de agua potable y calor de proceso y todavía no se ha abordado su integración con el resto de plantas.

4.2. Una propuesta de solución basada en control jerárquico multinivel

Una de las principales características de este problema consiste en la existencia de dos escalas de tiempo en las dinámicas que caracterizan al sistema: la dinámica característica del cultivo evoluciona en horas/días y la de las variables climáticas en minutos/segundos. Cuando un sistema complejo contiene subsistemas que interactúan entre sí y poseen diferencias en cuanto a su respuesta en el tiempo, es común en la práctica realizar simplificaciones de forma que las variables del proceso se dividen en “lentas” y “rápidas”. De esta manera, a corto plazo sólo se consideran los efectos de las variables rápidas y a largo plazo sólo los de las variables lentas. Se produce, por tanto, una descomposición jerárquica del problema de control. Evidentemente, por la propia naturaleza del problema, una forma de resolverlo es la utilización

de técnicas de control jerárquico. El control y coordinación de sistemas jerárquicos se basa en la idea de la división en la responsabilidad en la toma de decisiones [43]. Concretamente, en el caso que se está tratando, los objetivos a considerar son los siguientes:

- *Edificio CIESOL*. El objetivo principal en esta planta es la de controlar el confort térmico mediante el índice PMV (Predictive Mean Vote) propuesto en [44], el confort lumínico y la calidad del aire, en diferentes ambientes de trabajo como son despachos, laboratorios y salas de reuniones. Además, se pretende que se realice de forma energéticamente eficiente, haciendo uso de energías renovables y considerando aspectos económicos [45].
- *Invernadero*. El objetivo principal en esta planta es el control del crecimiento del cultivo de forma que la obtención de máximos beneficios por parte del agricultor, definidos como la diferencia entre el precio al que vende el producto y el coste necesario en producirlo. Evidentemente, es necesario reducir el consumo energético para disminuir costes, pero asegurando que el cultivo se encuentre en condiciones necesarias para su crecimiento. Por otra parte, hay que considerar otros aspectos como el uso eficiente del agua (sobre todo en zonas semiáridas donde es un bien escaso), la reducción de contaminantes al ambiente (principalmente en los mantos acuíferos) y la calidad de los frutos [46].
- *Coche eléctrico*. El objetivo que se persigue es que el vehículo se desplace de manera autónoma en el campus de la Universidad de Almería siguiendo una determinada ruta con un consumo mínimo para aumentar su autonomía.
- *Integración de todas las plantas*. Gestionar la energía (electricidad y calor de proceso) que produce el campo de paneles fotovoltaicos y colectores solares instalados en el edificio CIESOL, de forma que sea capaz de alimentar, en primer lugar, al propio edificio, y si genera más de la que consume, que suministre

energía al invernadero y si este no la necesita o consume menos de la que le cede CIESOL, que la almacene en el coche eléctrico o en un banco de baterías.

Como se puede observar, en cada uno de estos problemas aparecen varios objetivos y algunos de ellos en conflicto, por lo que hay que abordarlos desde un punto de vista de la optimización multi-objetivo, definida como el problema de encontrar un vector de variables de decisión que satisface las restricciones y optimiza funciones vectoriales cuyos elementos representan las funciones objetivo; esas funciones forman una descripción matemática de criterios de desempeño, proporcionando valores aceptables de todas las funciones objetivo. Formalmente se puede establecer como el problema de encontrar el vector

$$\bar{x}^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*] \quad (66)$$

que satisface m restricciones de desigualdad:

$$g_i(\bar{x}) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (67)$$

p restricciones de igualdad

$$h_i(\bar{x}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (68)$$

y optimiza la función

$$\bar{f}(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_k(\bar{x})] \quad (69)$$

donde $\bar{x} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n]$ es el vector de variables de decisión.

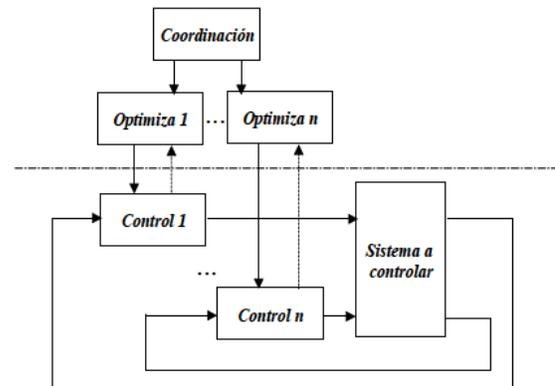


Figura 20: Control jerárquico multinivel

La propuesta de solución que se presenta en [1] se basa en control jerárquico multinivel, ya que cada uno de los subsistemas a controlar presenta objetivos concretos, por lo que hay que introducir controladores locales, cuya acción debe ser coordinada por un sistema controlador supervisor, tal y como se muestra en la figura 20.

Para la integración de todo el sistema, se propone una arquitectura multinivel, y para el control de cada una de las plantas una arquitectura jerárquica multicapa, como se muestra en la figura 21.

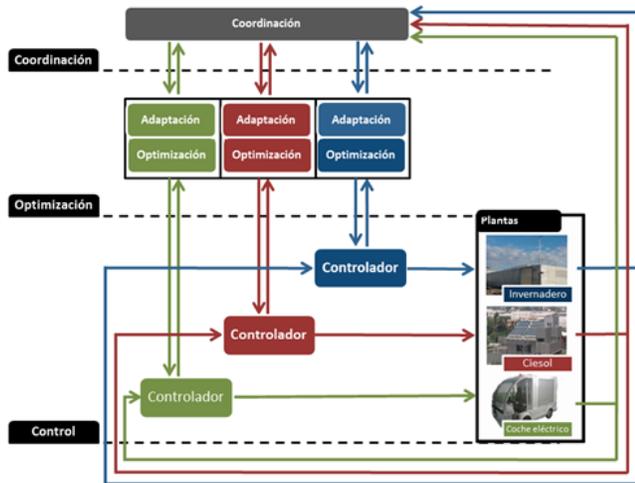


Figura 21: Arquitectura de control propuesta en [1]

4.3. Una propuesta de solución basada en DMPC para el control en la gestión eficiente de energía

En el marco del control DMPC se presenta la siguiente propuesta de solución para la gestión eficiente de energía en los sistemas *CIESOL*, *invernadero* y *coche eléctrico*. Ésta servirá como trabajo de investigación para la realización de la tesis doctoral.

Para abordar este problema desde el marco de control DMPC se pretende realizar lo siguiente:

1. Particionar y descomponer el sistema en subsistemas.
2. Utilizar una estrategia de control para que cada uno de los subsistemas sea controlado por un controlador MPC.

La figura 22 muestra el esquema de control que se propone para particionar y descomponer el sistema en subsistemas. En este esquema, u_{inv} , u_{cie} , u_{CE} , x_{inv} , x_{cie} , x_{CE} son los vectores de las señales de control y del estado del invernadero, CIESOL y coche eléctrico respectivamente. En esta arquitectura los MPC se conectan a través de una red de comunicación en la que comparten información de forma iterativa y los subsistemas no interactúan entre sí, pero si comparten la energía que se necesita para conseguir sus objetivos principales.

Cada MPC deberá resolver un problema de optimización para una función de coste “ J ” pudiéndose utilizar una formulación clásica MPC para cada subsistema independientemente. Como ejemplo, para el control del confort del edificio bioclimático se tiene [47]:

$$J = \sum_{j=0}^{N-1} (w(k+j|k) - y_T(k+j|k))^2 + \lambda \sum_{j=0}^{N-1} u((k+j|k))^2 \quad (70)$$

donde N es el horizonte de predicción, λ es un factor de ponderación, y $y_T(k+j|k)$ y $u(k+j|k)$ son las predicciones del índice PMV, la temperatura interior y la señal de control (velocidad del fancoil), respectivamente, estimadas en el instante de tiempo $k+j$ en base a la información disponible en el instante de tiempo k . Además, $w(k+j|k)$ es la referencia futura estimada para la temperatura del aire interior. Este problema de optimización está sujeto a varias restricciones del sistema:

$$y_{T_{min}} \leq y_T(k+j|k) \leq y_{T_{max}} \quad \forall j = 0, \dots, N-1 \quad (71)$$

$$u_{min} \leq u(k+j|k) \leq u_{max} \quad \forall j = 0, \dots, N-1 \quad (72)$$

donde la restricción (71) proporciona el límite inferior ($y_{T_{min}}$) y el límite superior ($y_{T_{max}}$) de la temperatura interior de referencia (y_T). La restricción (72) hace referencia a las restricciones físicas del fancoil para que no entre en saturación [u_{min} , u_{max}]. Para el vehículo eléctrico y el

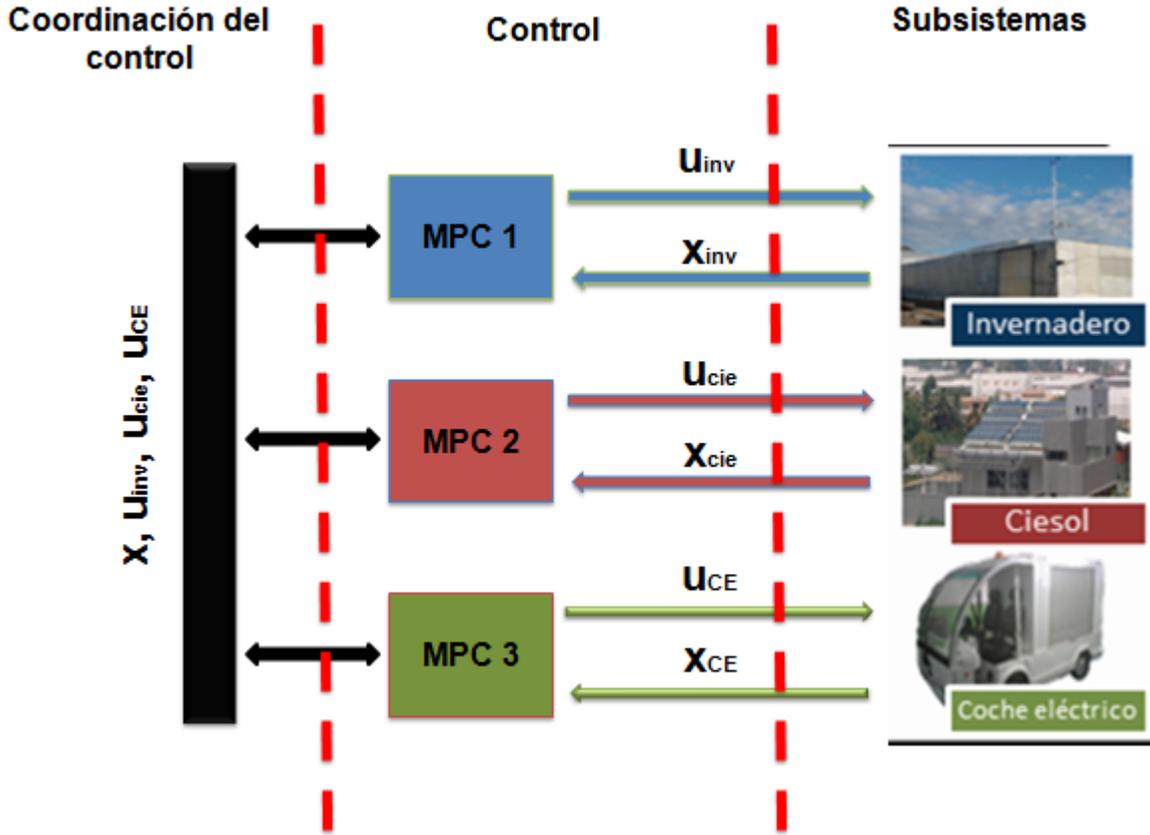


Figura 22: Arquitectura de control DMPC propuesta

invernadero se utilizará una formulación MPC similar, optimizando la velocidad del primer sistema y, el crecimiento de cultivo en el segundo.

Específicamente la propuesta de solución consiste en optimizar una función de coste que se puede definir como

$$J(J_{inv}, J_{cie}, J_{CE}) \quad (73)$$

donde J_{inv} es la función de coste que deberá optimizar el MPC 1, J_{cie} es la función de coste que se optimizará en el MPC 2 y J_{CE} la función de coste que optimizará en el MPC 3, y donde cada una de ellas tendrá una estructura similar a (70)-(72).

Independientemente de la función de coste que se seleccione para cada subsistema, lo que se busca es encontrar una secuencia de acciones de control $u(u_{inv}, u_{cie}, u_{CE})$ que optimice el uso de energía eficiente entre los subsistemas, satisfaciendo la restricción

$$f(u(u_{inv}, u_{cie}, u_{CE})) \leq E_{cie} + E_{CE} \quad (74)$$

donde $f(u(u_{inv}, u_{cie}, u_{CE}))$ representa la energía consumida como consecuencia de emplear la acción de control u , E_{cie} es la energía que produce el edificio CIESOL y E_{CE} es la energía almacenada en las baterías del coche eléctrico.

Para la optimización de energía, se propone que en la red de comunicación compartida (Coordinación del control) los MPC realicen una serie de negociaciones para tomar la decisión óptima.

En la red de comunicación se comparte información del estado de los subsistemas, con esto se permite que se evalúen de manera iterativa las trayectorias, esto es, se calculan y se envían las trayectorias futuras correspondientes al menor costo. En cada tiempo de muestreo, se sigue un protocolo determinado, los MPC hacen propuestas para mejorar una solución inicial factible por parte

de sus funciones locales de costo, su estado y su modelo. Estas propuestas son aceptadas si el costo global mejora el costo correspondiente a la solución actual.

La idea de este proceso se basa en el esquema de control presentado en la sección 2.3.3, se elige este esquema ya que los MPC requieren negociar entre sí para tomar una decisión para la distribución óptima de energía entre los subsistemas.

5. CONCLUSIONES

Debido a la demanda de energía eficiente se está potenciando el uso de energías renovables que aumenten la eficiencia energética así como la sostenibilidad del distrito, esto motiva al desarrollo de sistemas de fabricación y plantas de proceso con una gran complejidad, estos sistemas se componen por muchos subsistemas que interactúan y puede ser difícil de controlar debido a su complejidad. Por tanto, es necesario un sistema de control que sea capaz de gestionar convenientemente el uso eficiente de la energía disponible en cada uno de los entornos y que coordine el flujo de energía entre ellos. En este trabajo se ha mostrado una serie de esquemas y estrategias de control para gestionar este tipo de problemas. Asimismo, se presenta una propuesta de solución basada DMPC para la gestión eficiente de energía en entornos tipo campus. Con esto se pretende gestionar la energía entre las plantas de ensayo *CIESOL*, *invernadero* y *coche eléctrico*.

En este trabajo fin de máster se ha conseguido los requisitos necesarios de un trabajo de iniciación a la investigación, en éste se ha estudiado el estado del arte del tema “control predictivo distribuido basado en modelo” y su aplicación en la propuesta de una solución para la gestión eficiente de energía. La solución que se propone será el inicio de una tesis doctoral.

REFERENCIAS

- [1] F. Rodríguez, M. Castilla, J. A. Sanchez, A. Pawlowskij, A. Pérez, and J. Agüero, “Estrategias de control y supervisión para la gestión integrada de instalaciones en entornos energéticamente eficientes,” in *X Simposio CEA de Ingeniería de Control, Marzo 2012, Barcelona, España*.
- [2] PTE-EE, “Documento de visión de la eficiencia energética en España,” in *Plataforma tecnológica española de eficiencia energética*, 2009.
- [3] R. Scattolini, “Architectures for distributed and hierarchical model predictive control—a review,” *Journal of Process Control*, vol. 19, no. 5, pp. 723–731, 2009.
- [4] P. D. Christofides, R. Scattolini, D. M. de la Peña, and J. Liu, “Distributed model predictive control: A tutorial review and future research directions,” *Computers & Chemical Engineering*, 2012.
- [5] E. F. Camacho and C. Bordons, *Model predictive control*. Springer London, 2004, vol. 2.
- [6] L. Bakule, “Decentralized control: An overview,” *Annual Reviews in Control*, vol. 32, no. 1, pp. 87–98, 2008.
- [7] J. Lunze, *Feedback control of large scale systems*. Prentice Hall PTR, 1992.
- [8] M. Singh, R. K. Kalaimani, M. N. Belur, and S. V. Iyer, “Decentralized controllability of multi-inverter microgrids,” in *Industrial Technology (ICIT), 2013 IEEE International Conference on*. IEEE, 2013, pp. 814–819.
- [9] L. Shi and S. K. Singh, “Decentralized adaptive controller design for large-scale systems with higher order interconnections,” *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 37, no. 8, pp. 1106–1118, 1992.
- [10] M. Katebi and M. Johnson, “Predictive control design for large-scale systems,” *Automatica*, vol. 33, no. 3, pp. 421–425, 1997.
- [11] M. Brdys, M. Grochowski, T. Gminski, K. Konarczak, and M. Drewa, “Hierarchical predictive control of integrated wastewater treatment systems,” *Control Engineering Practice*, vol. 16, no. 6, pp. 751–767, 2008.
- [12] E. Van Henten and J. Bontsema, “Time-scale decomposition of an optimal control problem in greenhouse climate management,” *Control Engineering Practice*, vol. 17, no. 1, pp. 88–96, 2009.
- [13] R. Scattolini and P. Colaneri, “Hierarchical model predictive control,” in *Decision and Control, 2007 46th IEEE Conference on*. IEEE, 2007, pp. 4803–4808.
- [14] D. L. Marruedo, “Control predictivo de sistemas no lineales con restricciones: estabilidad y robustez,” Ph.D. dissertation, 2002.
- [15] E. F. Camacho and C. Bordons, “Control predictivo: Pasado, presente y futuro,” *RIAI*, vol. 1, no. 3, pp. 5–28, 2010.
- [16] D. W. Clarke, C. Mohtadi, and P. Tuffs, “Generalized predictive control - part i. the basic algorithm,” *Automatica*, vol. 23, no. 2, pp. 137–148, 1987.
- [17] D. W. Clarke, “Application of generalized predictive control to industrial processes,” *Control Systems Magazine, IEEE*, vol. 8, no. 2, pp. 49–55, 1988.
- [18] E. Camponogara, D. Jia, B. H. Krogh, and S. Talukdar, “Distributed model predictive control,” *Control Systems, IEEE*, vol. 22, no. 1, pp. 44–52, 2002.
- [19] W. B. Dunbar, “Distributed receding horizon control of dynamically coupled nonlinear systems,” *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 52, no. 7, pp. 1249–1263, 2007.
- [20] D. Jia and B. H. Krogh, “Distributed model predictive control,” in *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, vol. 4. IEEE, 2001, pp. 2767–2772.
- [21] X. Du, Y. Xi, and S. Li, “Distributed model predictive control for large-scale systems,” in *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, vol. 4. IEEE, 2001, pp. 3142–3143.
- [22] M. Mercangöz and F. J. Doyle III, “Distributed model predictive control of an experimental four-tank system,” *Journal of Process Control*, vol. 17, no. 3, pp. 297–308, 2007.
- [23] M. Farina and R. Scattolini, “Distributed non-cooperative mpc with neighbor-to-neighbor communication,” in *Proceedings of the 18th IFAC world congress*, 2011, pp. 404–409.
- [24] B. Dacorogna, B. Dacorogna, B. Dacorogna, B. Dacorogna,

- E. Mathematician, and G. Britain, *Introduction to the Calculus of Variations*. World Scientific, 2004.
- [25] M. Farina and R. Scattolini, "Distributed predictive control: a non-cooperative algorithm with neighbor-to-neighbor communication for linear systems," *Automatica*, vol. 48, no. 6, pp. 1088–1096, 2012.
- [26] A. N. Venkat, J. B. Rawlings, and S. J. Wright, "Stability and optimality of distributed model predictive control," in *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDC-ECC'05. 44th IEEE Conference on*. IEEE, 2005, pp. 6680–6685.
- [27] B. T. Stewart, A. N. Venkat, J. B. Rawlings, S. J. Wright, and G. Pannocchia, "Cooperative distributed model predictive control," *Systems & Control Letters*, vol. 59, no. 8, pp. 460–469, 2010.
- [28] A. Ferramosca, D. Limon, I. Alvarado, and E. F. Camacho, "Cooperative distributed mpc for tracking," *Automatica*, 2013.
- [29] J. Liu, X. Chen, D. Muñoz de la Peña, and P. D. Christofides, "Sequential and iterative architectures for distributed model predictive control of nonlinear process systems," *AIChE Journal*, vol. 56, no. 8, pp. 2137–2149, 2010.
- [30] J. Liu, D. Muñoz de la Peña, and P. D. Christofides, "Distributed model predictive control of nonlinear process systems," *AIChE Journal*, vol. 55, no. 5, pp. 1171–1184, 2009.
- [31] J. Maestre, D. Muñoz de la Peña, E. Camacho, and T. Alamo, "Distributed model predictive control based on agent negotiation," *Journal of Process Control*, vol. 21, no. 5, pp. 685–697, 2011.
- [32] J. Maestre, D. Muñoz de la Peña, and E. Camacho, "Distributed model predictive control based on a cooperative game," *Optimal Control Applications and Methods*, vol. 32, no. 2, pp. 153–176, 2011.
- [33] D. Q. Mayne, J. B. Rawlings, C. V. Rao, and P. O. Scokaert, "Constrained model predictive control: Stability and optimality," *Automatica*, vol. 36, no. 6, pp. 789–814, 2000.
- [34] M. Heidarnejad, J. Liu, D. Muñoz de la Peña, J. F. Davis, and P. D. Christofides, "Multirate lyapunov-based distributed model predictive control of nonlinear uncertain systems," *Journal of Process Control*, vol. 21, no. 9, pp. 1231–1242, 2011.
- [35] X. Chen, M. Heidarnejad, J. Liu, D. M. de la Peña, and P. D. Christofides, "Model predictive control of nonlinear singularly perturbed systems: Application to a large-scale process network," *Journal of Process Control*, vol. 21, no. 9, p. 1296, 2011.
- [36] X. Chen, M. Heidarnejad, J. Liu, and P. D. Christofides, "Composite fast-slow mpc design for nonlinear singularly perturbed systems," *AIChE Journal*, vol. 58, no. 6, pp. 1802–1811, 2012.
- [37] J. B. Rawlings and R. Amrit, "Optimizing process economic performance using model predictive control," in *Nonlinear Model Predictive Control*. Springer, 2009, pp. 119–138.
- [38] L. Magni and R. Scattolini, "Stabilizing decentralized model predictive control of nonlinear systems," *Automatica*, vol. 42, no. 7, pp. 1231–1236, 2006.
- [39] I. de la Diversificación y Ahorro de la Energía IDAE, *Guía Práctica de la Energía. Consumo eficiente y responsable*. IDAE, 2011.
- [40] P.-D. Moroşan, R. Bourdais, D. Dumur, and J. Buisson, "Building temperature regulation using a distributed model predictive control," *Energy and Buildings*, vol. 42, no. 9, pp. 1445–1452, 2010.
- [41] J. Ferre, M. Pasamontes, M. Castilla, M. Jiménez, and M. Pérez, "Diseño, implementación y explotación de un sistema de adquisición de datos en el edificio bioclimático ciesol en la universidad de almería," *XXX Jornadas de Automática, Valladolid, España*, 2009.
- [42] M. Pasamontes, J. Álvarez, J. Guzmán, and M. Berenguel, "Hybrid modeling of a solar cooling system," in *Analysis and Design of Hybrid Systems*, vol. 3, no. 1, 2009, pp. 26–31.
- [43] W. Findeisen, F. N. Bailey, M. Brdys, K. Malinowski, P. Tatjewski, and A. Wozniak, *Control and coordination in hierarchical systems*. J. Wiley Chichester-New York, 1980.
- [44] P. Fanger, "Assessment of man's thermal comfort in practice," *British journal of industrial medicine*, vol. 30, no. 4, pp. 313–324, 1973.
- [45] M. Castilla, J. Álvarez, M. Berenguel, M. Pérez, F. Rodríguez, and J. Guzmán, "Técnicas de control del confort en edificios," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 7, no. 3, pp. 5–24, 2010.
- [46] A. Ramírez-Arias, F. Rodríguez, J. Guzmán, and M. Berenguel, "Multiobjective hierarchical control architecture for greenhouse crop growth," *Automatica*, vol. 48, no. 3, pp. 490–498, 2012.
- [47] M. Castilla, J. Álvarez, M. Berenguel, F. Rodríguez, J. Guzmán, and M. Pérez, "Control predictivo del confort térmico de los usuarios en un edificio bioclimático."

Resumen - En el presente trabajo se realiza un análisis y estudio de estrategias de modelado, control y optimización basadas en el campo del Control Predictivo basado en Modelo (MPC) que permitan conseguir una gestión eficiente de energía en entornos tipo campus, parque tecnológico o distrito, donde se maximice el uso de la energías renovables. El problema se compone de diferentes niveles de control, ya que se deben tomar decisiones sobre el uso final de la energía disponible y existen por tanto diferentes objetivos a cumplir (minimizar el uso de combustibles, aspectos económicos, etc.). Esto da lugar a un problema de control jerarquizado que será abordado incluyendo técnicas como MPC económico y MPC cooperativo y distribuido.

Se presenta un estudio del estado del arte sobre las formulaciones, las técnicas y estrategias de MPC cooperativo para la óptima gestión económica de los sistemas energéticos interconectados.

Abstract - In this paper is developed an analysis and study of modeling strategies, control and optimization of field-based Model Predictive Control (MPC) that will achieve an efficient energy management in campus environments, technology park or district where maximize the use of renewable energies. The problem consists of different levels of control, as they must make decisions about the end use of the available energy and therefore are different objectives to fulfill (minimize fuel use, economics aspects, etc.). This leads to a hierarchical control problem to be addressed including technical as economic MPC and MPC cooperative and distributed.

An study of the state of the art is presented about formulations, techniques and strategies for optimal cooperative MPC economic management of interconnected power systems.

