



Facultad de Ingeniería Universidad de Buenos Aires

75.99 - Trabajo Profesional

MLC version 3 (Machine Learning Control)

Tutor: Adriana Echeverría
Co-Tutor: Julia Garibaldi

Integrantes:

Padrón	Nombre	Email
89579	Torres Feyuk, Nicolás R. Ezequiel	ezequiel.torresfeyuk@gmail.com
86882	Germano Zbrun, Marco	marco.germano@intraway.com
88430	Lopez Skuba, Raúl	raullopez0@gmail.com

Índice

1. Introducción Teórica	3
1.1. Control a Lazo Cerrado optimizado a través de Función de Costo	3
1.2. Motivación	4
1.3. MLC	5
1.3.1. Arquitectura	5
1.3.2. Machine Learning y Programación Genética	6
1.3.3. Generación de nuevas Leyes de Control	7
2. Objetivo	8
3. Alcance	9
3.1. Requerimientos Funcionales	9
3.2. Requerimientos No Funcionales	9
4. Hardware	10
4.1. MLC	10
4.2. Sistema de Control	10
5. Software	10
6. Metodología	11
7. Cronograma	12

1. Introducción Teórica

El presente trabajo se propone el análisis, diseño e implementación de un conjunto de mejoras requeridas por Thomas Duriéz, investigador del laboratorio de fluidodinámica de la facultad de ingeniería, a aplicarse sobre el sistema MLC, desarrollado por él, y utilizado como herramienta en su trabajo de investigación. El siguiente capítulo fue realizado basado en la información obtenida en [1].

1.1. Control a Lazo Cerrado optimizado a través de Función de Costo

La teoría de control clásica categoriza los sistemas de control en **Open-Loop Control Systems** y **Close-Loop Control Systems** [2]. Se definen los mismos a continuación:

- **Open-Loop Control Systems:** Son aquellos sistemas en donde la salida del sistema no es comparada contra una referencia de entrada. Estos sistemas funcionan a base de calibración. Ejemplos de los mismos pueden ser pavas eléctricas, balanzas, etc.. Un esquema de este modelo es mostrado en la figura 1.
- **Closed-Loop Control Systems:** También llamados sistemas retroalimentados (Feedback Control Systems). Esta clase de sistema compara la salida retroalimentada contra una referencia de entrada, obteniendo así una función de error. La señal retroalimentada (feedback signal) puede ser la salida del sistema o bien una función derivada de la misma. La función de error es utilizada para especificar la actuación a ingresar en el sistema físico. Ejemplos de los mismos son el sistema de frenos ABS o la termorregulación corporal, entre otros. Un esquema de este modelo es mostrado en la figura 2.

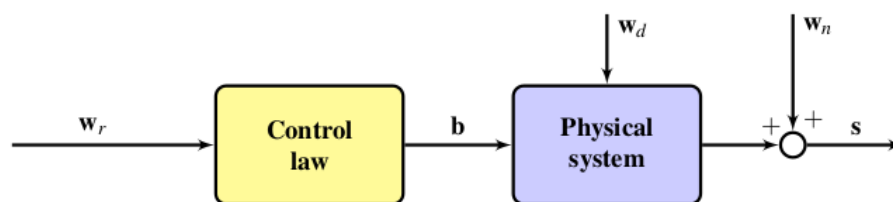


Fig. 1 Open-Loop Control System, siendo w_r la señal de referencia, b la señal de actuación, w_d perturbaciones externas, w_n ruido introducido por los sensores involucrados y s la señal de salida

Si bien los sistemas de control a lazo cerrado son complejos de diseñar y mantener, son los únicos que permiten estabilizar aquellos sistemas físicos que se ven afectados por estímulos externos. Esto último no es posible de realizar en un sistema de lazo abierto. Es por esta razón que este tipo de modelo es el mayormente usado para resolver problemas de naturaleza compleja (no lineales, caóticos, etc.) con un alto grado de interacción con variables externas.

Diseñar la ley de control que logre estabilizar el sistema deseado es un reto. Esto se debe a que, además de tener una comprensión matemática del sistema

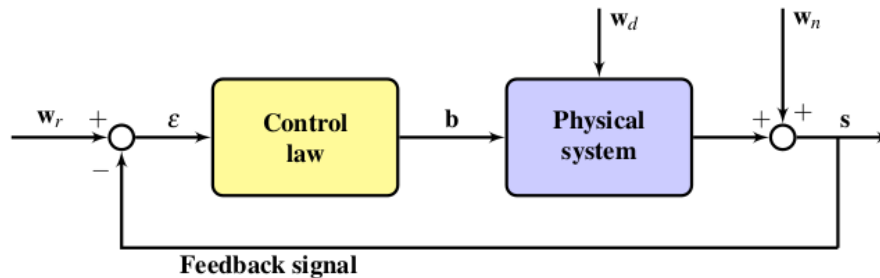


Fig. 2 Closed-Loop Control System, siendo w_r la señal de referencia, b la señal de actuación, ϵ la función de error, w_r perturbaciones externas, w_n ruido introducido por los sensores involucrados y s la señal de salida

físico, se deben tener en cuenta todas las variables externas que modifican al mismo. Por esta razón, es importante tener una medida de la calidad de la ley de control propuesta. En la figura se muestra un sistema a lazo cerrado con la adición de una función de costo J . Esta función de costo es la clave para lograr definir luego un método efectivo para encontrar leyes de control a través del MLC.

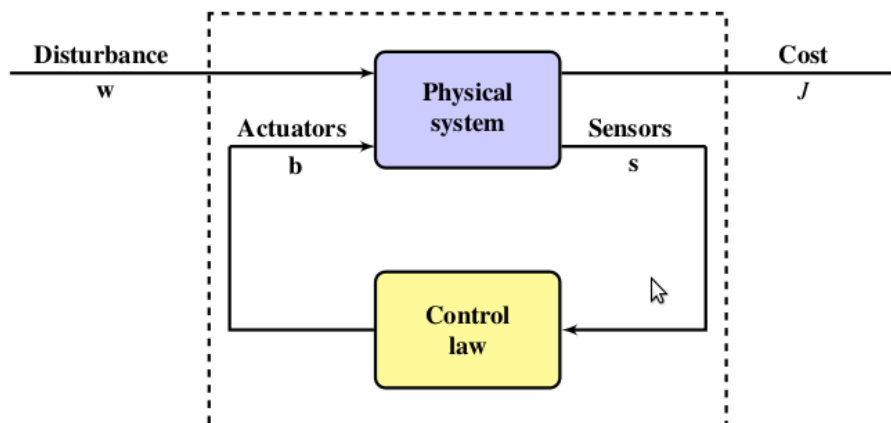


Fig. 3 Sistema de Control a Lazo Cerrado de Costo J

1.2. Motivación

La estabilización de flujos turbulentos es una de las ramas más estudiadas dentro del control de flúidos. Las dificultades presentes en la resolución de este tipo de problemas, sumado a la gran cantidad de campos de aplicación, hacen del mismo un tema atractivo para científicos alrededor del mundo. Se listan a continuación algunas de las características más importantes:

- La cantidad de grados de libertad (debido a la naturaleza no lineal y caótica de los mismos) **dificulta la modelización del sistema físico**

- La naturaleza no lineal de esta clase de flujos impide aplicar el principio de superposición sobre los efectos producidos por cada actuador.
- Perturbaciones externas como el *frequency crosstalk* **impiden encontrar una ley de control que lleve a la convergencia del sistema**, aún cuando se haya realizado una correcta modelización del mismo.
- Los flujos turbulentos poseen **estabilidad estacionaria** (existen valores definidos para variables estadísticas como la media y varianza). Esto permite que el sistema vuelva a su estado original luego de ser estimulado, haciendo posible la reproducibilidad de los experimentos a realizar.

Teniendo en cuenta las características enumeradas, el campo de los flujos turbulentos permite encontrar leyes de control válidas basadas en prueba y error. Esto fue lo que motivó el desarrollo del framework MLC, el cual se describe a continuación.

1.3. MLC

1.3.1. Arquitectura

MLC es un framework utilizado para descubrir leyes de control. Tiene como fin generar modelos de sistemas de forma automática, los cuales llamaremos controladores, a través de información de la calidad de la solución generada. Esta información es procesada a través de métodos basados en *Machine Learning*, los cuales están diseñados para buscar nuevos controladores dentro del espacio de soluciones existente. La arquitectura básica del mismo se exhibe en la figura 4.

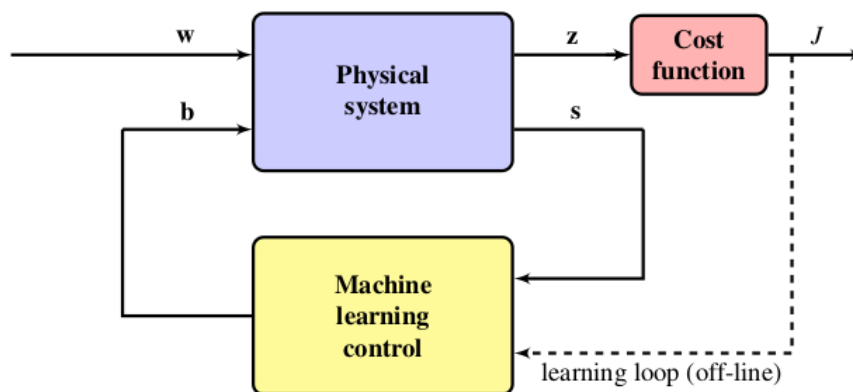


Fig. 4 Arquitectura del MLC

Comparando las figuras 3 y 4, se puede observar como la ley de control es reemplazada por el MLC, el cual recibe como entrada los valores sensados s y el valor J , resultante de la aplicación de la función de costo ante la salida del sistema físico excitado. En función de estas muestras, MLC genera una nueva ley de control la cual es evaluada, obteniendo un nuevo valor de J .

1.3.2. Machine Learning y Programación Genética

Machine Learning es una subrama de las ciencias de la computación basada en los campos de *Pattern Recognition* y *Computational Learning Theory*. La misma es utilizada, entre otros usos, para identificar sistemas dentro de un espacio de soluciones de alta dimensionalidad (*high dimensional search space*) a través de técnicas de aprendizaje. Existe una gran cantidad de técnicas a utilizar dentro del campo de **Machine Learning**, tales como *Gradient Search* o *Monte-Carlo Statistical Analysis*, pero las mismas poseen como característica principal la obtención de soluciones subóptimas o asociadas con un costo alto cuando el espacio de soluciones es extremadamente grande [1]. Es aquí donde entran en juego los algoritmos evolucionarios, los cuales han demostrado ser óptimos a la hora de resolver este tipo de problemas.

La *Programación Genética* y los *Algoritmos Genéticos* se basan en la propagación de generaciones de individuos, llamadas poblaciones, los cuales son seleccionados en función del valor de su *fitness*. Cada individuo tiene asociado un *costo* o *fitness* el cual es obtenido luego de evaluar el mismo a través de una función de costo. Un individuo en este ámbito *tiene una correspondencia directa con la estructura y parámetros que definen a una ley de control*. En la figura 5 se exhibe un diagrama detallado del uso de estos algoritmos dentro de la solución implementada en MLC. Un individuo $\mathbf{b} = \mathbf{K}(\mathbf{s})$ es evaluado en el sistema dinámico. De dicha evaluación, se obtiene su *fitness* J . Al terminar de evaluar una población entera, MLC genera una nueva población a través del uso de diferentes técnicas de *Programación Genética*. Este proceso se exhibe en detalle en la sección 1.3.3.

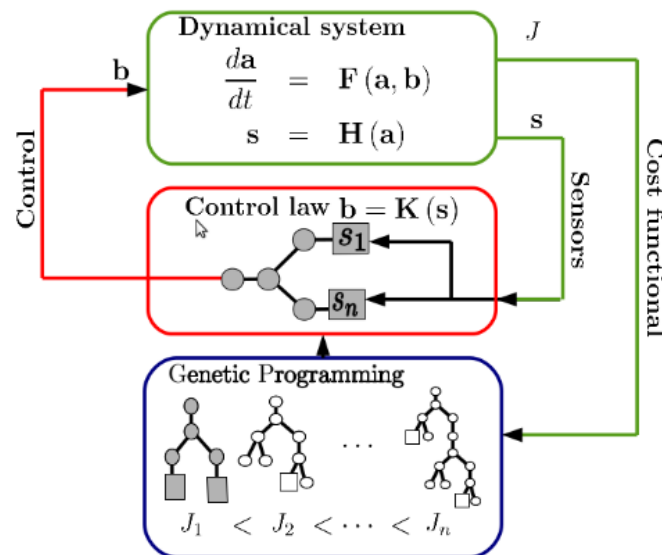


Fig. 5 Generación de nuevas leyes de control

Un individuo se encuentra modelizado dentro del MLC como un conjunto de funciones y parámetros que poseen la forma de un *recursive function tree*. Las funciones matemáticas utilizadas son las operaciones $+$, $-$, \times , $/$ con el

agregado de cualquier otro tipo de función, como puede llegar a ser un coseno, una exponencial o una tangente hiperbólica por nombrar algunas. Los nodos hojas poseen constantes o bien parámetros del sistema (por lo general sensores), mientras que los nodos no hoja poseen las funciones matemáticas anteriormente nombradas. La figura 6 muestra la modelización de un individuo. La composición de los individuos a través de *trees* hacen de los mismos candidatos ideales para ser utilizados como input dentro de *algoritmos genéticos*.

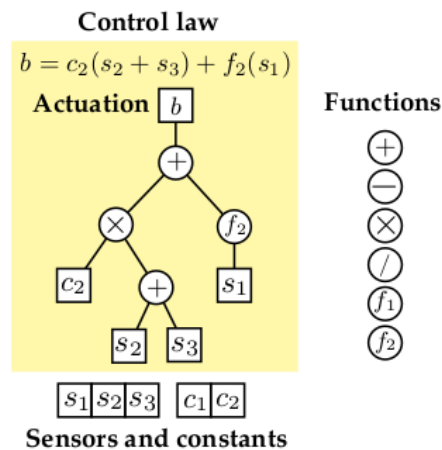


Fig. 6 Individuo $b = K(s_1, s_2, s_3)$ visto como un *recursive function tree*

1.3.3. Generación de nuevas Leyes de Control

La primera población de individuos es generada de forma aleatoria y la misma no posee un costo asociado a priori. La población luego es evaluada, lo cual implica reemplazar

- **Elitismo:**
- **Replicación:**
- **Crossover:**
- **Mutación:**

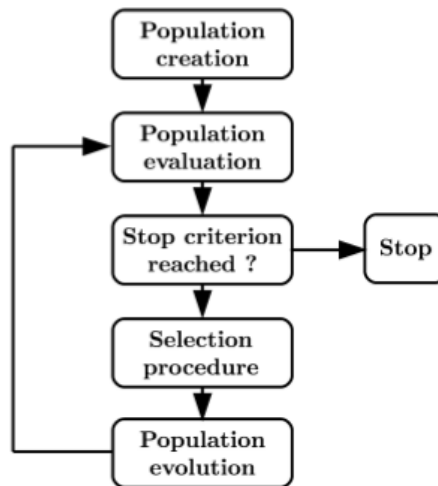


Fig. 7 Diagrama de Flujo del proceso de Generación de Poblaciones

2. Objetivo

Durante los años que Thomas ha estado trabajando en el sistema MLC se ha encontrado con una serie de dificultades técnicas y funcionales. Durante el segundo cuatrimestre del 2015, como parte de un trabajo práctico de la asignatura 75.61 Taller de Programación III, se trabajó sobre el sistema MLC, relevando los requerimientos e implementando en forma parcial alguno de ellos. Los mismos se listan a continuación:

- Migrar el sistema de MATLAB a Python.
- Generar un set de pruebas unitarias, de integración y funcionales.
- Refactorizar el código existente de manera de lograr un diseño más flexible y extensible que el actual. Se espera que la nueva solución sea capaz de abarcar una mayor cantidad de problemas sin necesidad que el usuario deba modificar en forma sustancial el código del programa.
- Analizar los cuellos de botella presentes en la versión actual del programa. Los tiempos de uso del laboratorio son acotados por lo tanto se espera que la nueva implementación mejore esos tiempos permitiendo ejecutar una mayor cantidad de pruebas.
- Implementar una interfaz gráfica para la configuración del sistema y el análisis de los resultados.

3. Alcance

3.1. Requerimientos Funcionales

- Migrar el sistema completo de matlab a python. Esto incluye la implementación del algoritmo genético y la comunicación con el sistema de control.
- Diseñar e implementar un modelo de persistencia de la aplicación basado en base de datos.
- Re-diseñar e implementar el sistema de control (componente que se ejecuta sobre la plataforma Arduino). Se debe analizar la implementación actual del componente. Las mejoras deben enfocarse principalmente en la performance del componente.
- Diseñar e implementar un protocolo de comunicación que permita configurar el sistema de control, enviar los individuos de la población, correr el algoritmo y obtener los resultados desde el programa principal.
- Desarrollar una API genérica que permita comunicar al sistema MLC con el sistema embebido. De esta forma se busca desacoplar al sistema en su totalidad de algún dispositivo de hardware específico, dejando abierta la posibilidad de poder cambiar el mismo por alguna otra plaqueta (Raspberry, beagleboard, etc.) en un futuro.
- Implementar una interfaz gráfica que permita configurar los parámetros de entrada del sistema.
- Implementar una interfaz gráfica para la visualización y el análisis de los resultados de las corridas.

3.2. Requerimientos No Funcionales

- El sistema debe ser multiplataforma y debe estar implementado con tecnologías de software libre.
- Definir un conjunto de métricas de calidad a aplicarse a lo largo del proyecto.
- Generar un set de pruebas de integración que permitan validar el funcionamiento del sistema con el cliente.
- Implementar un conjunto de test unitarios que garanticen la cobertura de código de los módulos del sistema de acuerdo a las métricas de calidad definidas.
- Releva qué métricas se están usando en el laboratorio para medir la performance y qué números está manejando Thomas en este momento.
- Realizar un estudio de mercado sobre las tecnologías embebidas comerciales existentes, de forma de encontrar el producto óptimo que cumpla con la relación velocidad de comunicación / precio.

4. Hardware

4.1. MLC

MLC no posee limitaciones de hardware conocidas. Por esta razón, se toma como mínimo hardware requerido para ejecutar la aplicación el mínimo requerido por un sistema Unix. Los requerimientos mínimos se listan a continuación:

- Procesador x86 de 1 GHZ
- 512 MB RAM (1 GB recomendado)
- 20 GB de espacio en disco (la mayoría de este espacio está destinado a la instalación del MATLAB. En un futuro cuando se remueva la dependencia con MATLAB podrá reducirse este número)

4.2. Sistema de Control

Los dispositivos utilizados para realizar el sensado de magnitudes físicas y la actuación de dispositivos físicos son Arduinos. El modelo utilizado del mismo por el momento no se sabe con exactitud, pero se están realizando con el modelo Due.

5. Software

En su versión terminada, el sistema correrá enteramente en Python 2.7. Durante la migración, se deberá utilizar MATLAB en una versión superior a la R2014B debido al módulo Python Engine requerido para poder establecer una comunicación entre ambos lenguajes de programación. La base de datos a utilizar será SQLite, debido a la simplicidad de los datos a almacenar y lo fácil, flexible y ligero que resulta este motor de BD embebido.

6. Metodología

7. Cronograma

Referencias

- [1] T. Duriez and S. L. Brunton, *Machine Learning Control – Taming Nonlinear Dynamics and Turbulence*, vol. 1. Springer International Publishing, 2016.
- [2] K. Ogata, *Modern Control Engineering*, vol. 17. 2002.