

Tecnológico de Costa Rica
Escuela de Ingeniería Electrónica
Programa de Licenciatura en Ingeniería Electrónica



**Método basado en aprendizaje reforzado
para el control automático de una
planta no lineal**

Informe de Trabajo Final de Graduación para optar por el título de
Ingeniero en Electrónica con el grado académico de Licenciatura

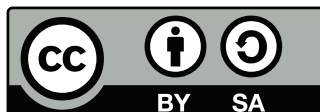
Oscar Andrés Rojas Fonseca

Borrador de 21 de marzo de 2024

El documento **Requisitos para la entrega de Trabajos Finales de Graduación** a las bibliotecas del TEC indica que usted debe incluir la licencia de Creative Commons en la página siguiente de la portada.

Asegúrese entonces de **elegir la licencia correcta**, y ajustar el texto abajo a su selección.

Es necesario que **descargue el ícono** correcto en formato vectorial, y lo coloque en el directorio **fig/**.



Este trabajo titulado *Método basado en aprendizaje reforzado para el control automático de una planta no lineal* por Oscar Andrés Rojas Fonseca, se encuentra bajo la Licencia Creative Commons **Atribución-ShareAlike 4.0 International**.

Para ver una copia de esta Licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

Declaro que el presente documento de tesis ha sido realizado enteramente por mi persona, utilizando y aplicando literatura referente al tema e introduciendo conocimientos y resultados experimentales propios.

En los casos en que he utilizado bibliografía he procedido a indicar las fuentes mediante las respectivas citas bibliográficas. En consecuencia, asumo la responsabilidad total por el trabajo de tesis realizado y por el contenido del presente documento.

Oscar Andrés Rojas Fonseca

Cartago, 21 de marzo de 2024

Céd: 1-1696-0962

Instituto Tecnológico de Costa Rica
Escuela de Ingeniería Electrónica
Trabajo Final de Graduación
Acta de Aprobación

Defensa de Trabajo Final de Graduación
Requisito para optar por el título de Ingeniero en Electrónica
Grado Académico de Licenciatura

El Tribunal Evaluador aprueba la defensa del trabajo final de graduación denominado *Método basado en aprendizaje reforzado para el control automático de una planta no lineal*, realizado por el señor Oscar Andrés Rojas Fonseca y, hace constar que cumple con las normas establecidas por la Escuela de Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico de Costa Rica.

Miembros del Tribunal Evaluador

Dra. María Curie Pérez
Profesora Lectora

M.Sc. Pedro Pérez Pereira
Profesor Lector

Ing. Albert Einstein Sánchez
Profesor Asesor

Cartago, 21 de marzo de 2024

Instituto Tecnológico de Costa Rica
Escuela de Ingeniería Electrónica
Trabajo Final de Graduación
Tribunal Evaluador
Acta de Evaluación

Defensa del Trabajo Final de Graduación
Requisito para optar por el título de Ingeniero en Electrónica
Grado Académico de Licenciatura

Estudiante: **Oscar Andrés Rojas Fonseca** Carné: 2018102187

Nombre del proyecto: *Método basado en aprendizaje reforzado para el control automático de una planta no lineal*

Los miembros de este Tribunal hacen constar que este trabajo final de graduación ha sido aprobado y cumple con las normas establecidas por la Escuela de Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico de Costa Rica y es merecedor de la siguiente calificación:

Nota del Trabajo Final de Graduación: _____

Miembros del Tribunal Evaluador

Dra. María Curie Pérez
Profesora Lectora

M.Sc. Pedro Pérez Pereira
Profesor Lector

Ing. Albert Einstein Sánchez
Profesor Asesor

Cartago, 21 de marzo de 2024

Resumen

El resumen es la síntesis de lo que aparece en el resto del documento. Tiene que ser lo suficientemente conciso y claro para que alguien que lo lea sepa qué esperar del resto del trabajo, y se motive para leerla completamente. Usualmente resume lo más relevante de la introducción y contiene la conclusión más importante del trabajo.

Es usual agregar palabras clave, que son los temas principales tratados en el documento. El resumen queda fuera de la numeración del resto de secciones.

Evite utilizar referencias bibliográficas, tablas, o figuras en el resumen.

Palabras clave: palabras, clave, energía, cambio climático, RISC V

Abstract

Same content as the Spanish version, just in English. Check [this site](#) for some help with the translation. For instance, the following is the automatic translation from a previous version of the “Resumen”.

The abstract is the synthesis of what appears in the rest of the document. It has to be concise and clear enough so that someone reading it knows what to expect from the rest of the text, and is motivated to read it in full. It usually summarizes the most relevant parts of the introduction and contains the most important conclusion of the work.

It is usual to add keywords, which are the main topics covered in the document. The abstract is left out of the numbering of the rest of the sections.

Avoid using bibliographical references, tables, or figures in the abstract.

Keywords: word 1, word 2,

a mis queridos padres

Agradecimientos

El resultado de este trabajo no hubiese sido posible sin el apoyo de Thevenin, Norton, Einstein y mi querido amigo Ohm.

Usualmente se agradece aquí a la empresa o investigador que dio la oportunidad de realizar el trabajo final de graduación.

No debe confundir el agradecimiento con la dedicatoria. La dedicatoria es usualmente una sola línea, con la persona a quien se dedica el trabajo.

El agradecimiento es un texto más elaborado, de carácter personal, en donde se expresa la gratitud por la oportunidad, el apoyo brindado, la inspiración ofrecida, el acompañamiento moral, etc.

Oscar Andrés Rojas Fonseca

Cartago, 21 de marzo de 2024

Índice general

Índice de figuras	II
Índice de tablas	III
Revisar	IV
1. Introducción	2
1.1. Entorno del proyecto	2
1.2. Planteamiento del problema	3
1.2.1. Generalidades	3
1.2.2. Síntesis del problema	4
1.3. Enfoque de la solución	4
1.3.1. Solución 1	5
1.3.2. Solución 2	5
1.3.3. Solución 3	6
1.3.4. Selección de la solución	6
1.4. Objetivo General	8
1.4.1. Objetivos específicos	8
1.5. *****	8
2. Marco teórico	9
2.1. Péndulo amortiguado a hélice PAMH	9
2.2. Aprendizaje reforzado RL	10
2.3. *****	11
3. Solución propuesta	12
4. Resultados y análisis	13
5. Conclusiones	14
Bibliografía	15
A. Demostración del teorema de Nyquist	16

Índice de figuras

1.1. Planta de laboratorio PAMH TesisJorge	5
1.2. Modelo de aprendizaje reforzado FiguraEstructAR	5
1.3. Diagrama de bloques del proceso simplificado de aprendizaje reforzado profundo.	7
2.1. Modelo simplificado del PAMH.	9
2.2. Resumen de categorización del RL DataScience	10
2.3. Esquemático del control predictivo del modelo (MPC) DataScience	11

Índice de tablas

1.1. Matriz de Pugh de las opciones de solución.	6
1.2. Conjunto de requisitos para la comunicación del controlador mediante DRL.	8

Revisar

Alfonso Chacón

Definición de problema a resolver y enfoque de solución Problema un poco abierto quizás pero claro. A como está planteado, puede disputarse si la elección de un método de aprendizaje reforzado es la óptima (algo igual no tan relevante). ¿Qué se gana con usar un método como los propuestos en un problema ya resuelto por métodos clásicos? ¿Más allá de la obvia consideración didáctica? (o simplemente: lo hacemos porque lo podemos hacer). Considero conveniente contestar esta pregunta de manera explícita en el desarrollo del proyecto.

Objetivos y otros Objetivo general: Adecuado. Se puede mejorar dándole un poco más de especificidad, es decir, aclarar que el método a usar es DRL. Pero nada serio.

Redacción Buena. Algunos detalles de titulación mínimos (en español, solo se capitulan la primera letra del título y los nombres propios en los mismos).

Criterio: Aprobado 27/02/2024

Javier Pérez

Entorno del problema El Entorno del problema es muy largo, hay mucho texto que no es necesario para entender las circunstancias del proyecto. Sea más directo.

Planteamiento del problema Los dos primeros párrafos del Planteamiento del problema es más parte de un marco teórico.

Soluciones La redacción de las posibles soluciones y Selección de la solución se vuelve confusa por momentos. El diagrama que pone de la solución es más bien un esquema de la secuencia de pasos que se realizarán. No es lo mismo.

Criterio: Aprobado 05/02/2024

Capítulo 1

Introducción

1.1. Entorno del proyecto

El control automático de sistemas es una rama de la ingeniería que se dedica al diseño y análisis de sistemas de control que de manera automática buscan satisfacer criterios de optimalidad preestablecidos. Estos sistemas se utilizan en aplicaciones que abarcan desde el control de procesos industriales hasta el control de sistemas de navegación en vehículos autónomos, donde para lograr un control automático efectivo, se emplean técnicas y algoritmos, como el control proporcional-integral-derivativo (PID), el control adaptativo, el control moderno y otros [ControlModerno](#). La implementación de estos sistemas requiere del uso de hardware y software especializados, así como del conocimiento en áreas de la electrónica, informática y actualmente, la aplicación de la inteligencia artificial (IA) [Kuo](#).

El campo de aplicación de la IA está en constante crecimiento, impulsado por la necesidad de automatizar procesos y mejorar la eficiencia en diversas industrias. La IA se utiliza en sistemas de control para incrementar la precisión y velocidad de respuesta, apoyando así la toma de decisiones en tiempo real [IntroSistemasControl SistemaAlmidon](#). Algunas de las aplicaciones más comunes incluyen la robótica, el control de procesos industriales, la domótica y la automatización de vehículos [MarketResearch](#). De acuerdo con un informe de Allied Market Research [MarketResearch](#), se espera que el mercado global de sistemas controlados mediante IA alcance los \$30,8 mil millones para el año 2026, con una tasa de crecimiento anual compuesta del 33,7 % desde 2019 hasta 2026. Se espera que la creciente demanda de soluciones de automatización, la evolución de esta tecnología y la creciente inversión en investigación y desarrollo impulsen aún más el crecimiento de este mercado en los próximos años [MarketResearch](#).

El fuerte aumento en la introducción del uso de IA en diversos ámbitos del mercado mundial, obliga a las universidades, a mantenerse activas en la propuesta y mejora de aplicaciones para la IA y su correspondiente divulgación. Esto se observa en la tendencia de investigaciones de las universidades líderes en tecnología a nivel mundial, como el Massachusetts Institute of Technology (MIT), la Universidad de Stanford, la Universi-

dad de Oxford, entre otras [UniversidadesIA](#). Los experimentos que se realizan incluyen el desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático para analizar grandes conjuntos de datos y descubrir patrones y tendencias, la aplicación de técnicas para resolver problemas en campos tan diversos como la medicina, la ingeniería, las ciencias sociales, además de la investigación en el uso de estas herramientas para mejorar la eficacia de los sistemas educativos [MachineLearning](#). Estos proyectos no solo están ayudando a los estudiantes a adquirir habilidades valiosas y a estar mejor preparados para los desafíos del mundo laboral, sino que también están generando nuevas oportunidades de investigación y desarrollo en áreas clave. Algunos ejemplos son la utilización de redes neuronales para la predicción del rendimiento académico, detección de enfermedades, identificación de aves, reconocimiento de emociones, entre otros [MachineLearning](#).

Alineado con lo anterior, el SIPLab de la Escuela de Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico de Costa Rica, busca desarrollar soluciones a problemas regionales y nacionales en el campo mencionado anteriormente, esto mediante proyectos de procesamiento de señales donde se integre el aprendizaje automático y sus aplicaciones, permitiendo que estudiantes y profesores incursionen en el tema de la inteligencia artificial y la apliquen en sus actividades académicas [SIPLab](#).

1.2. Planteamiento del problema

1.2.1. Generalidades

En la actualidad, el incremento en la complejidad de las plantas de control y su variedad de componentes dificulta el diseño del controlador y su optimización. Una solución prometedora para este problema es la aplicación de técnicas de aprendizaje automático, específicamente el aprendizaje reforzado (RL), el cual permite que un sistema aprenda de su experiencia y adapte su comportamiento para lograr una tarea específica, esto gracias a un diseño eficiente en la toma de muestras de información, su interpretación y modelado respectivo. Este RL presenta una variedad considerable de métodos que posibilitan su clasificación en distintas categorías, siendo las principales el aprendizaje reforzado basado en un modelo y el aprendizaje reforzado sin modelo [AprendRefor DataScience](#).

El RL como tal requiere tener un panorama claro del objetivo a cumplir para la correcta elección de métodos de aprendizaje congruentes y así, lograr optimizar el comportamiento de un agente en el entorno, donde los principales tipos de métodos de RL son: el RL basado en modelo (*Model-based RL*, MBRL), RL sin modelo (*Model-free RL*, MFRL) y el RL profundo (*Deep RL*). El MBRL usa un modelo del entorno mediante el cual se aplican iteraciones de políticas o valores para el proceso, lo cual representa un enfoque más dirigido a la prueba y error en el entrenamiento del modelo con programación dinámica. El MFRL efectúa una relación más directa con el ambiente a controlar, únicamente basándose en experiencias obtenidas por contextualización como el caso de la aplicación de la función Q con el Q -learning o SARSA. El Deep RL combina los métodos anteriores con redes

neuronales profundas, lo que le permite representar y procesar datos más complejos (alta dimensión) y mejorar el rendimiento del agente sin necesidad de extraer características manualmente del entorno [DataScience](#)

En términos generales, para realizar un diseño de un controlador con aprendizaje reforzado es necesario el conocimiento en ingeniería en electrónica, en particular el diseño y construcción de sistemas electrónicos, teoría de sistemas, sistemas digitales, sensores y actuadores, de manera que se pueda garantizar la implementación eficiente, precisa y confiable que integre, además, técnicas del aprendizaje automático [Control BBVA](#) [VideoIA](#).

Como contexto para este proyecto, se parte del trabajo de Brenes Alfaro [TesisJorge](#), quien propuso un sistema basado en redes neuronales, para emular el comportamiento de una planta de laboratorio, específicamente el Péndulo Amortiguado a Hélice (PAMH), comúnmente utilizado en el Laboratorio de Control Automático de la Escuela de Ingeniería Electrónica del ITCR. Así, se cuenta con una red neuronal que se comporta de manera similar a la versión física de la planta, considerando perturbaciones y otros factores que definen el comportamiento de la planta real [PAMHinfo](#), y que permite entonces ser usada en enfoques libres de modelo para el diseño de controladores, usando técnicas de aprendizaje reforzado, sin arriesgar la integridad de la planta real, y permitiendo su uso en tiempo de simulación acelerado.

En este punto, se cuenta con un modelo del comportamiento de la planta de laboratorio PAMH. Sin embargo, no se ha propuesto aun ningún método de control basado en aprendizaje reforzado [TesisJorge](#), donde los métodos más comunes son basados en modelos y sin modelo. El primero presenta iteraciones con políticas o valores programados dinámicamente, mientras que el segundo se basa en cálculos de optimización con gradiente o libres de él. Además, se denomina el apartado de aprendizaje reforzado profundo (*Deep RL*) como una combinación de los métodos mencionados [DataScience](#).

De esta manera, la problemática planteada desde el punto de vista ingenieril apunta a una premisa enfocada al aprendizaje automático aplicado mediante el RL para el control automático.

1.2.2. Síntesis del problema

Se carece de un sistema de control automático, que por medio de técnicas de aprendizaje reforzado, permita manipular el comportamiento de una planta de control no lineal.

1.3. Enfoque de la solución

Ahora que se conoce la problemática y el entorno de este proyecto que persigue aplicar el aprendizaje automático al control de una planta no lineal, es necesario plantear algunas opciones que permitan resolver dicho problema, las cuales se ven direccionadas a los

métodos y algoritmos de aprendizaje existentes.

Así, se proponen tres alternativas que permiten el control de la planta PAMH (Figura 1.1) con diferentes frentes de operación de aprendizaje reforzado. Este tipo de aprendizaje en general mantiene una estructura como la mostrada en la Figura 1.2.

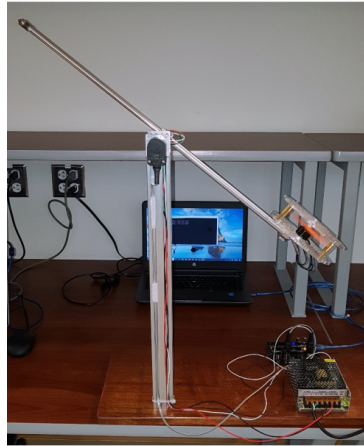


Figura 1.1: Planta de laboratorio PAMH [TesisJorge](#).



Figura 1.2: Modelo de aprendizaje reforzado [FiguraEstructAR](#).

Se realizó la respectiva valoración con una matriz de Pugh que expusiera los puntos a considerar para la elección de la alternativa.

1.3.1. Solución 1

Una red neuronal recurrente (*Recurrent Neural Network*, RNN) presenta su mejor desempeño en el reconocimiento de la voz, donde las secuencias de datos son considerablemente grandes para obtener un entrenamiento eficiente de un modelo, ya que este recorre la trayectoria de los datos en el tiempo, donde cada punto representa un grado de optimización del modelo [DataScience](#).

1.3.2. Solución 2

Los métodos de aprendizaje reforzado profundo (*Deep Reinforcement Learning*, DRL) presentan un aumento de la demanda y desarrollo en el área de control, de manera que

permiten realizar cálculos complejos y representarlos de manera eficiente en espacios de estados de dimensiones altas, logrando un muy buen desempeño en tareas como el reconocimiento de imágenes [DataScience](#).

1.3.3. Solución 3

Métodos clásicos de aprendizaje reforzado como los cálculos basados en el gradiente o las iteraciones de políticas o valores pueden llegar a representar un camino claro para lograr comportamientos deseados en aplicaciones de control, donde se encuentran diferentes algoritmos que permiten optimizar el entrenamiento de los modelos al aplicar fórmulas específicas para cada método y comportamiento deseado [DataScience](#).

1.3.4. Selección de la solución

Como se observa, cada alternativa corresponde a un modelo de trabajo al aplicar el aprendizaje automático en el control de una planta de laboratorio PAMH, de manera que se considerarán aspectos en los que se evidencia la elección de la solución 1.3.2 como la más adecuada para el trabajo en cuestión, esto mediante la valoración en la matriz de Pugh del cuadro 1.1.

Tabla 1.1: Matriz de Pugh de las opciones de solución.

Criterios	Peso	Alternativas		
		Solución 1	Solución 2	Solución 3
Fiabilidad de control del PAMH	4,5	0	+1	+1
Costo económico	4	0	+1	-1
Tiempo de desarrollo	3,5	0	+1	-1
Código existente	3	+1	+1	+1
Optimización	2,5	-1	+1	0
Tiempo de entrenamiento	2	-1	+1	0
Datos de entrenamiento	1,5	0	0	+1
Innovación	1	+1	+1	+1

Suma general	-0.5	20.5	2.5
Ranking	3.º	1.º	2.º

Con base en la matriz de Pugh desarrollada en el cuadro 1.1, se seleccionaron ocho variables que permitieron puntuar los criterios para cada posible solución.

En primera, se cuenta con la fiabilidad del control del PAMH, eso debido a que algunos métodos no encajan muy bien con el enfoque del proyecto, por lo que es necesario reaccionar en primera instancia con los objetivos que suelen sumarse a cada solución, donde la solución 1 no suele relacionarse con el control de un sistema en específico [DataScience](#).

El costo económico va en función del tiempo de desarrollo, compuesto del entrenamiento y optimización del modelo en cuestión, por lo que el costo computacional y presencial a largos periodos de tiempo es significativo, todo esto frente al tiempo limitado disponible para la elaboración del trabajo final de graduación.

Cada método presenta características complejas respecto a la implementación de los modelos de aprendizaje automático actuales, por lo que es de vital importancia disponer de referencias bibliográficas que permitan el acceso a códigos de prueba y así, realizar las modificaciones pertinentes, de manera que el constante desarrollo de métodos de aprendizaje automático cumple con este punto.

Dada la teoría y las características de cada solución presentada, la optimización de cada método equivale a diferentes grados de complejidad, donde la solución 1 requiere ajustes adicionales de la estructura para lograrlo, mientras que el caso de los métodos clásicos de RL y DRL permiten un ajuste más cercano a la experiencia y recompensa, en este caso resaltando la solución 2 por su enfoque directo al control de comportamientos [DataScience](#).

Respecto al tiempo de entrenamiento, la estructura secuencial de las RNN castiga especialmente este punto, además de la cantidad de datos de entrenamiento, mientras que el RL mejora este ámbito al aprovechar los recursos computacionales, especialmente el caso del DRL. Es así que los métodos clásicos de RL requieren menor cantidad de datos de entrenamiento pero mayor tiempo de iteración para optimizar, superado fácilmente por el DRL [DataScience](#).

Por último, al tratarse de un área de estudio en auge, constantemente se publican nuevos avances y métodos para cada tipo de modelo de aprendizaje automático, de manera que a nivel general cada solución significa innovación en sus estructuras.

Así y en suma, la solución con valor aceptable se trata de la número 2, donde el caso a utilizar se trata del aprendizaje reforzado profundo (DRL), por sus cualidades más enfocadas al problema en cuestión del proyecto.

En la Figura 1.3 se muestra el diagrama de bloques de la solución propuesta, lo cual permite plantear un primer enfoque de la metodología a desarrollar.

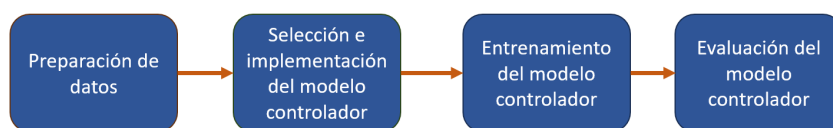


Figura 1.3: Diagrama de bloques del proceso simplificado de aprendizaje reforzado profundo.

Bajo dicha modalidad de trabajo se espera el cumplimiento de algunos requisitos necesarios para un correcto entrenamiento y validación del modelo a elaborar, los cuales se muestran en el cuadro 1.2

Tabla 1.2: Conjunto de requisitos para la comunicación del controlador mediante DRL.

Número	Requisito
1	Sistema de captura lee el estado y aplica la acción en tiempo continuo.
2	Sistema de captura de datos capaz de usarse con planta real y planta simulada.
3	Sistema de captura puede acoplarse al controlador con señal de entrada y salida.

1.4. Objetivo General

Diseñar un sistema de aprendizaje automático para el control del ángulo de una planta no lineal PAMH.

Indicador: Sistema capaz de alcanzar un error angular inferior al 10 % frente a un estímulo constante.

1.4.1. Objetivos específicos

1. Seleccionar un método de aprendizaje reforzado apto para el control no lineal.
Indicador: Métrica de matriz de Pugh sobre métodos preseleccionados de aprendizaje reforzado.
2. Diseñar la estrategia de captura de datos necesarios para el entrenamiento del modelo de aprendizaje reforzado que controle el modelo imitador del prototipo de laboratorio.
Indicador: Cumplimiento de los requisitos tabulados en el cuadro 2.
3. Implementar el modelo de aprendizaje reforzado para el control del ángulo y entrenamiento del PAMH.
Indicador: Métrica de recompensa acumulada durante el proceso de entrenamiento y sistema entrenado que logra controlar el ángulo de la planta PAMH emulada.
4. Evaluar el modelo de aprendizaje automático utilizado.
Indicador: Evaluación de al menos 5 configuraciones distintas de hiperparámetros del modelo seleccionado.

1.5. *****

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Péndulo amortiguado a hélice PAMH

El péndulo amortiguado a hélice corresponde a una planta de laboratorio compuesta de un motor con hélice controlado por torque, una masa pequeña, péndulo y soportes de aluminio de baja fricción. Un modelo simplificado del sistema se muestra en la Figura 2.1 PAMH1.

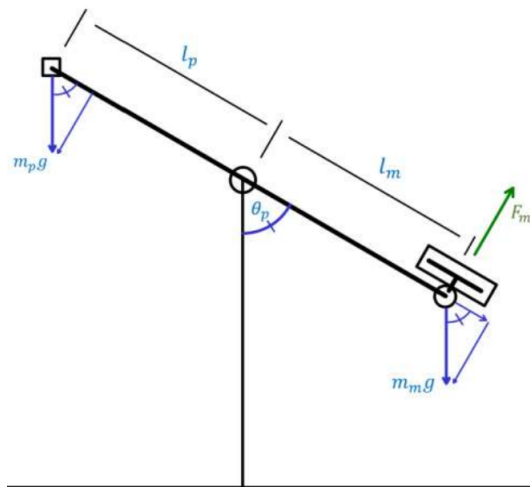


Figura 2.1: Modelo simplificado del PAMH.

El objetivo de dicho sistema es controlar la magnitud del ángulo θ_p , únicamente ejerciendo torque al accionar a una distancia l_m el motor con una fuerza F_m y movimiento de su masa m_m , mientras a una distancia de l_p del centro se encuentra una masa m_p que contrarresta el movimiento.

De manera que al analizar el sistema con sumatoria de torques se obtiene la constante de rosamiento central B (en caso de existir) junto con la inercia ejercida J_p . Por lo tanto, se definen las variables de estado siguientes y sus ecuaciones de estado mostradas en 2.1 ControlModerno.

$$\begin{aligned}
x_1 &= \theta_p & x_2 &= \dot{\theta}_p & y &= x_1 = \theta_p \\
\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{B}{J_p}x_2 + (m_p l_p - m_m l_m) \frac{g}{J_p} \text{sen}(x_1) + \frac{l_m}{J_p} F_m \end{cases} & & & & (2.1)
\end{aligned}$$

2.2. Aprendizaje reforzado RL

Al estudiar el concepto de aprendizaje reforzado y los diferentes métodos y algoritmos que corresponden a este tipo de aprendizaje automático, se obtiene el resumen de la Figura 2.2, en donde se muestra que las principales secciones son el RL basado en modelo y el libre de modelo. De igual forma se cuenta con el aprendizaje reforzado profundo (DRL), una combinación y reestructuración de métodos de cada subdivisión [DataScience](#).

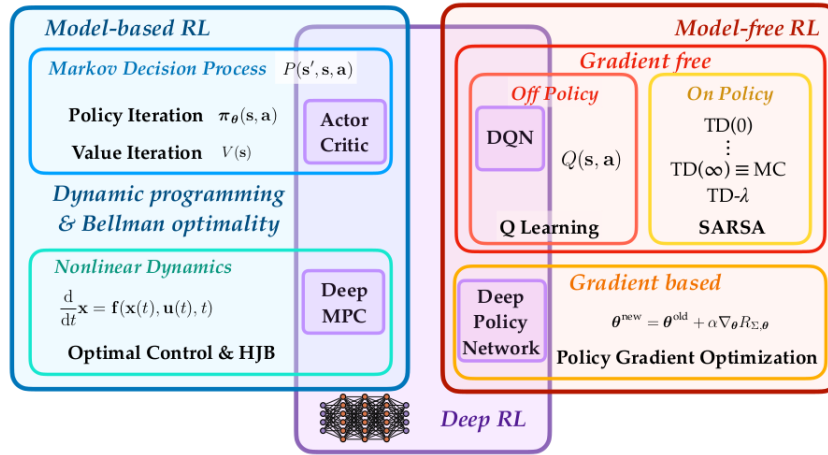


Figura 2.2: Resumen de categorización del RL [DataScience](#).

De igual manera, los avances en la investigación de diferentes métodos como las redes neuronales recurrentes (RNN), ejemplificado por Mamba [Mamba](#), ha mostrado la capacidad de optimización del desempeño de estas para llegar a competir con los modelos basados en *Transformer*.

Control predictivo del modelo (MPC)

La estructura de comunicación entre el sistema y el modelo de control mediante maching learning se efectua con base en funciones de optimización, donde se generan acciones controladas en cada paso para controlar alguna característica ($\hat{\mathbf{F}}$) y se toma la primera muestra de dicha acción (\hat{x}_{k+1}) para variar la respuesta del controlador enviada al sistema (\mathbf{u}_j), esto independiente y aplicable a sistemas lineales o no lineales. El proceso se simplifica en la Fig. 2.3.

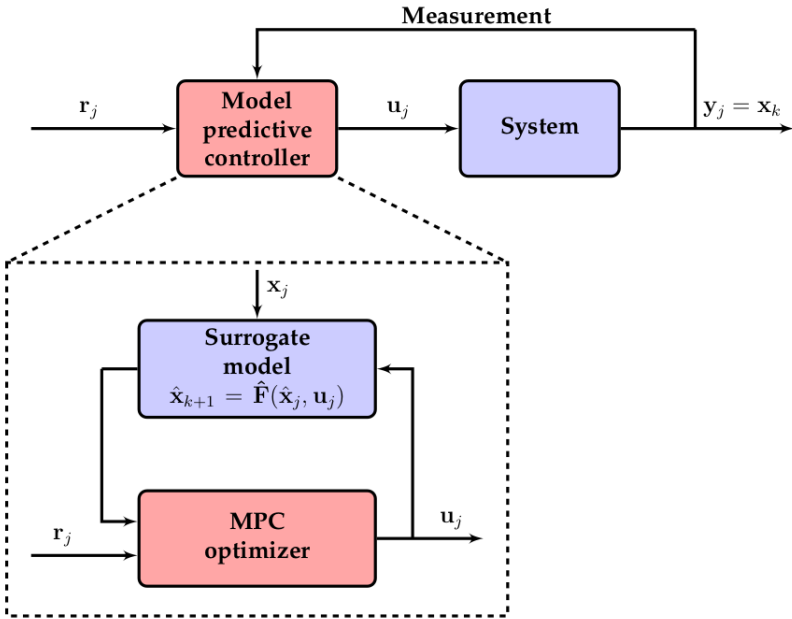


Figura 2.3: Esquemático del control predictivo del modelo (MPC) [DataScience](#).

2.3. *****

Capítulo 3

Solución propuesta

Primero que todo, jamás utilice el título indicado arriba, sino algo relacionado con su solución: “Sistema de corrección de distorsión” o lo que competa a su tesis en particular.

Este capítulo puede separarse en varias secciones, dependiendo del problema concreto. Aquí los algoritmos o el diseño del sistema deben quedar lo suficientemente claros para que otra persona pueda re-implementar al sistema propuesto. Sin embargo, el enfoque no debe nunca concentrarse en los detalles de la implementación particular realizada, sino del diseño conceptual como tal.

Recuerdese que toda tabla y figura debe estar referenciada en el texto [1].

Capítulo 4

Resultados y análisis

En este capítulo se exponen los diseños experimentales realizados para comprobar el funcionamiento correcto del sistema. Por ejemplo, si se realiza algún sistema con reconocimiento de patrones, usualmente esta sección involucra las llamadas *matrices de confusión* donde se compactan las estadísticas de reconocimiento alcanzadas. En circuitos de hardware, experimentos para determinar variaciones contra ruido, etc. También pueden ilustrarse algunos resultados concretos como ejemplo del funcionamiento de los algoritmos. Puede mostrar por medio de experimentos ventajas, desventajas, desempeño de su algoritmo, o comparaciones con otros algoritmos.

Recuerde que debe minimizar los “saltos” que el lector deba hacer en su documento. Por tanto, usualmente el análisis se coloca junto a tablas y figuras presentadas, y debe tener un orden de tal modo que se observe cómo los objetivos específicos y el objetivo general del proyecto de tesis se han cumplido.

Capítulo 5

Conclusiones

Las conclusiones no son un resumen de lo realizado sino a lo que ha llevado el desarrollo de la tesis, no perdiendo de vista los objetivos planteados desde el principio y los resultados obtenidos. En otras palabras, qué se concluye o a qué se ha llegado después de realizado la tesis de maestría. Un error común es “concluir” aspectos que no se desarrollaron en la tesis, como observaciones o afirmaciones derivadas de la teoría directamente. Esto último debe evitarse.

Es fundamental en este capítulo hacer énfasis y puntualizar los aportes específicos del trabajo.

Es usual concluir con lo que queda por hacer, o sugerencias para mejorar los resultados.

Bibliografía

- [1] C. S. Burrus, J. H. McClellan, A. V. Oppenheim, T. W. Parks, R. W. Schafer y H. W. Schuessler, *Ejercicios de Tratamiento de la Señal. Un enfoque práctico*. Prentice Hall, 1998.

Apéndice A

Demostración del teorema de Nyquist

El título anterior es solo un ejemplo ilustrativo. Éste teorema no ameritaría un apéndice pues es parte normal del currículum de Electrónica, pero apéndices usualmente involucran aspectos de esta índole, que se salen de la línea de la tesis, pero que es conveniente incluir por completitud.

Los anexos contienen toda información adicional que se considere pertinente agregar, como manuales de usuario, demostraciones matemáticas que se salen de la línea principal de la tesis, pero que pueden considerarse parte de los resultados del trabajo.