

Instituto Tecnológico de Costa Rica

Escuela de Ingeniería Electrónica



**Diseño e implementación de un controlador basado en
aprendizaje reforzado sobre una planta prototipo de control
automático**

SIPLab-TEC

Jorge Andrés Brenes Alfaro

2017101058

12 de mayo de 2022

Índice

1. Declaratoria de autenticidad y responsabilidad	2
2. Entorno del proyecto	3
3. Definición del problema	4
3.1. Generalidades	4
3.2. Síntesis del problema	5
4. Enfoque de la solución	5
4.1. Alternativa 1	5
4.2. Alternativa 2	6
4.3. Alternativa 3	7
4.4. Selección de solución	7
5. Meta	8
6. Objetivo General	8
7. Objetivos específicos	9
8. Procedimientos para la ejecución del proyecto	9
9. Cronograma de actividades	11
10. Uso de recursos	12
11. Presupuesto	12

1. Declaratoria de autenticidad y responsabilidad

Yo, Jorge Andrés Brenes Alfaro portador de la cédula 305140729, declaro que los resultados obtenidos en el presente trabajo de investigación, previo a la obtención del título de Licenciado en Ingeniería en Electrónica, son absolutamente originales, auténticos y personales.

Soy consciente de que el hecho de no respetar los derechos de autor y realizar una mala conducta científica; es decir, fabricación de datos falsos y plagio, conlleva sanciones universitarias y/o legales.

En tal virtud, declaro que el trabajo de investigación realizado sujeto a evaluación no ha sido presentado anteriormente para obtener algún grado académico o título, ni ha sido publicado en sitio alguno y los efectos legales y académicos que se puedan derivar del trabajo propuesto de investigación son y serán de mi sola y exclusiva responsabilidad legal y académica.

2. Entorno del proyecto

El Instituto Tecnológico de Costa Rica (ITCR) es una institución pública de educación superior creado con la aprobación del Decreto Legislativo No. 4777 y la promulgación de la Ley, el 9 y 10 de junio de 1971, respectivamente [1]. Esta institución se ha convertido en el primer y único instituto tecnológico del país centrado en la modernización y mejora del sector productivo nacional y en la transferencia de tecnología para la transformación de la sociedad costarricense, donde su principal objetivo es contribuir con la construcción de una sociedad que apoya, es inclusiva y respeta los derechos humanos y el medio ambiente a través de promover la innovación tecnológica y de investigación [2].

Como institución autónoma de estudios superiores, contribuye al crecimiento de profesionales instruidos de forma excelente para adoptar de forma crítica y creativa trabajos productivos, ofreciendo 25 programas de grado, 12 programas de posgrado, y un doctorado en ciencias naturales. Tiene 12 programas académicos acreditados; 5 acreditados internacionalmente por CEAB, 1 acreditado regionalmente por el ACAAI, y 6 acreditados por el SINAES. Además, cuenta con 10 centros de investigación y 3 programas de investigación [2].

Dentro de esta gran variedad de programas y escuelas se encuentra la Escuela de Ingeniería Electrónica, la cual juega un papel relevante en la atracción de empresas de alta tecnología al país [3]. Dicha escuela es encargada de propiciar el desarrollo humano integral para formar profesionales de excelencia y mejorar la calidad de vida con el uso racional del conocimiento, además de apoyar el desarrollo integral del país, utilizando la electrónica, por medio de la docencia, la investigación y la extensión dentro del marco institucional del ITCR. Teniendo en su visión ser el centro de estudios en electrónica de mayor prestigio y liderazgo académico y tecnológico del país [4].

La presente escuela cuenta con una variedad de laboratorios para la investigación entre los cuales está el Laboratorio de Investigación de Vehículos Eléctricos (LIVE), Laboratorio de Sistemas Electrónicos para la Sostenibilidad (SESLab), Laboratorio de Circuitos Impresos, Laboratorio en Sistemas Espaciales (SETEC Lab), Laboratorio de Fotogrametría con Vehículos Aéreos no Tripulados (UASTECH) y el Laboratorio de Procesamiento de Señales e Imágenes (SIPLab).

Destacando este último, el laboratorio de Procesamiento de Señales e Imágenes (SIPLab) surge en el 2005 para solucionar problemas del ámbito nacional y regional relacionados con procesamiento y reconocimiento de información transportada en señales temporales y espaciales. El laboratorio posee en desarrollo diversos proyectos, cuyos principales proyectos actuales son dispTEC2, donde en un convenio de cooperación industria-universidad con *RidgeRun Engineering* y el TEC, estudian la aplicación de métodos de reconocimiento de patrones en plataformas embebidas, en particular aque-

llas capaces de realizar cálculos de propósito general en dispositivos GPU. El rastreo de mariposas en ambiente controlado pretende, junto a CICANUM, crear una herramienta que permita analizar el comportamiento de mariposas en un ambiente controlado. Por último, el proyecto de nematodos, donde se encuentra realizando estudios en el campo de la agricultura con el tratamiento de imágenes de nematodos obtenidas de microscopía digital y busca el desarrollo de una herramienta de soporte para el análisis de las imágenes en microscopía [5]. Actualmente se integra un nuevo proyecto, el cual busca la aplicación de aprendizaje automático (AA) en las plantas prototipo de control automático para en el futuro avanzar en demás aplicaciones.

3. Definición del problema

3.1. Generalidades

En la actualidad, el control automático de plantas y procesos se han vuelto de gran importancia en la economía global ya que gran parte de la industria se encuentra automatizada. Donde un sistema automático de control es un conjunto de componentes físicos conectados o relacionados entre sí de manera que regulen o dirijan su actuación por sí mismos, sin intervención de agentes exteriores [6]. Esto ha radicado en la reducción de costos, del consumo de energía y tiempo, y el incremento en la calidad y volumen de producción de una planta industrial. Además, el logro de una vida con mayores comodidades, la eliminación de errores y aumento en la seguridad de los procesos [7].

El área de control automático ha demostrado sus múltiples aplicaciones en diversos aspectos de la vida cotidiana, lo cual ha llevado a impulsar la tecnología en todas las áreas, al igual que el desarrollo y aplicación de técnicas modernas de control, impulsando el desarrollo en avances científicos y tecnológicos [7].

Sin embargo, en sistemas de control, al modelar la planta surge el problema de tener un proceso descrito por un modelo o sistema de ecuaciones regido por una variable de estado dependiente del tiempo, donde esta representa el comportamiento de algún proceso determinado y es requerido para que el proceso se desempeñe de forma eficiente [7]. La dinámica del modelo puede convertirse en una tarea muy compleja al ser un sistema no lineal; es decir, que su salida no es proporcional a los cambios realizados en la(s) entradas(s). Donde la mayoría de los sistemas dinámicos que se encuentran en la naturaleza son no lineales [8] y problemas recientes que se pueden observar en aplicaciones modernas en ingeniería son sistemas de comando de vuelo, manipuladores de robot, sistemas de inyección de combustible de alto rendimiento, entre otros [9]. Por lo que se vuelve de importancia algún método o técnica para identificar el sistema, aunque no hay método fijo debido a esta propiedad de no linealidad.

Es común encontrar en la industria dificultades al control de sistemas dinámicos complejos, pues tienen no linealidades y perturbaciones impredecibles que afectan el desempeño de los controladores, donde sistemas que implementan control clásico, no son 100 % efectivos [10]. El control clásico utilizado hasta el momento es bueno siempre y cuando la planta sea linealizable en los puntos de operación ya que para controlar un sistema se busca elegir un punto de operación; no obstante, si este se desplaza de dicho punto se pierde el control del sistema, lo cual es usual en los sistemas no lineales. Por lo que los sistemas clásicos de control no pueden manejar la no linealidad de los sistemas y surge la necesidad de diseñar e implementar estrategias innovadoras de control automático para los procesos no lineales y controlar el sistema en todo su punto de operación [11].

3.2. Síntesis del problema

En el SIPLab se desconoce una técnica innovadora que ayude a controlar una planta prototipo no lineal en todo su punto de operación.

4. Enfoque de la solución

Los controladores convencionales están diseñados para un sistema con variables lineales cuyos parámetros son constantes. No obstante, para aquellos sistemas donde existen puntos de operación variantes en el tiempo o no linealidades en su modelo, la capacidad de controlar de buena forma el sistema se complica [12], y por ello es necesario hacer uso de técnicas especiales e innovadoras de control para lidiar con dichos problemas. Por lo tanto, se proponen 3 alternativas de controladores que permita el control de la planta prototipo no lineal en todo su punto de operación mediante técnicas innovadoras de control automático que el SIPLab no ha experimentado.

Posteriormente, se analizan las soluciones en busca de la más adecuada, donde está se elige con la ayuda de una matriz de Pugh. Donde un 0 representa que son similares, un +1 si la alternativa es mejor y un -1 si es peor en el criterio.

4.1. Alternativa 1

Como primer alternativa de solución se propone hacer uso de técnicas de control moderno, en este caso el control adaptativo, técnica que da sus comienzos en la década de los 80's, aunque existían limitaciones tecnológicas que hacía que esta alternativa fuera muy costosa. Actualmente, no está sujeto a esas limitaciones, pues se puede desarrollar esta técnica a bajo costo y con un procesamiento alto y rápido [12].

El control adaptativo busca mejorar el funcionamiento de la planta modificando su comportamiento en respuesta a los cambios en la dinámica del sistema y a perturbaciones externas, que con el tiempo deterioran su funcionamiento. Además, este permite realizar ajustes al controlador en tiempo real. Esto se realiza utilizando una serie de técnicas las cuales miden las variables dinámicas de la planta de forma continua, las compara con parámetros deseados y mediante su diferencia modifica las características del controlador, generando así un accionamiento que mantiene las variables de la planta en un rango de desempeño [12].

Además, se haría uso de un filtro de Kalman, donde dicha herramienta es eficiente para la estimación de parámetros o variables de estado cuando el sistema presenta ruidos aditivos. Además, este filtro proporciona una predicción del estado futuro del sistema, basado en estimaciones pasadas [13], lo que ayuda al controlador adaptativo a adaptarse de mejor forma ante problemas o perturbaciones que ocurran en el sistema.

4.2. Alternativa 2

Se propone hacer uso del aprendizaje automático para llevar a cabo el control de la planta, mediante redes neuronales artificiales (RNA), ya que estas constituyen una excelente herramienta para el aprendizaje de relaciones complejas a partir de un conjunto de ejemplos. Además, debido a sus capacidades de aproximación, su adaptabilidad y su gran tolerancia a fallos, las redes neuronales artificiales presentan una importante alternativa en el modelado de sistemas no-lineales [14]. Por ello, se genera un interés del uso de estas mismas para la identificación y comportamiento de un sistema dinámico no lineal desconocido, donde a partir de la salida ante una entrada dada, la red sería capaz de modificar sus parámetros aprendiendo una aproximación de la dinámica del sistema hasta conseguir un sistema fiable [15] y [16].

Una alternativa que se ha vuelto muy popular, teniendo un alto crecimiento en los últimos años, es el aprendizaje reforzado (RL), el cual ofrece potentes algoritmos para buscar y desarrollar controladores óptimos de sistemas con dinámicas no lineales, estocásticas y que son desconocidas o muy inciertas [17]. Esta metodología busca que un agente sea capaz de encontrar la acción correcta de manera autónoma, interactuando una cantidad determinada de veces para conocer su entorno y el agente. Gran parte de este enfoque se ha utilizado para resolver juegos de Atari y sistemas de control, donde el control clásico no es 100 % efectivo [18] debido a que no tienen la capacidad de lidiar con problemas y se puede volver muy complejo. Con esto se puede notar la potencia que tiene el introducir el aprendizaje reforzado al control, ya que esta metodología podría ajustar los cambios del sistema al tener que interactuar con las acciones, permitiendo automatizar más el proceso.

Por lo tanto, se propone mediante utilizar dos redes neuronales artificiales, una que se comporte como el sistema de estudio, que adquiriera las características de este y lo aproxime lo mejor posible; y otra que lleve a cabo el control del sistema por medio del aprendizaje reforzado.

4.3. Alternativa 3

La tercera alternativa de solución es similar a lo planteado en la anterior, ya que también hace uso de una red neuronal artificial basada en aprendizaje reforzado para controlar la planta, debido a su facilidad de aproximación, su adaptabilidad y demás características anteriormente expuestas. Lo que hace diferente a esta alternativa, es la aplicación de una única red neuronal directamente sobre la planta prototipo de control automático.

4.4. Selección de solución

Finalmente, la solución seleccionada es la segunda alternativa. Donde el criterio de selección se basa en su mayor parte en los resultados obtenidos de la matriz de Pugh, los cuales se pueden observar en el cuadro 1. Donde dicha solución resulta ser la mejor valorada presentando diversas ventajas ante las otras soluciones.

En esta se puede aprovechar el uso de las redes neuronales artificiales (RNA), pues, como se mencionó anteriormente, son una excelente herramienta para el aprendizaje de relaciones complejas, debido a sus capacidades de aproximación y adaptabilidad [14]. Además de obtener los beneficios de tener un sistema donde se puede experimentar con diversas entradas, sin afectar directamente la planta, evitando el riesgo de que los primeros experimentos son tan violentos en los cambios que pueden dañar la planta. Usando la RNA que mimetiza el comportamiento de la planta se puede usar un reloj más rápido, acelerando los experimentos y eliminando la desventaja de realizarlo en tiempo real, lo que lo vuelve un proceso más lento. Además, permite tener una gran cantidad de muestras de salida que serán de gran utilidad para ejecutar el entrenamiento de la red utilizando el aprendizaje reforzado.

Presenta un mejor tiempo de desarrollo, ya que con la ayuda de las RNA se puede prescindir de cálculos complejos, así como del planteamiento del modelo que se necesitaría para el control clásico, pues las RNA se puede adaptar a cualquier tipo de estructura sin necesidad de conocer sus características [15].

Por lo tanto, se propone hacer uso de dos redes neuronales artificiales, una que mimetice el comportamiento del sistema de estudio y otra que lleve a cabo el control del sistema por medio de aprendizaje reforzado.

Cuadro 1: Matriz de Pugh para la selección de la solución.

Criterios	Peso	Concepto		
		Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3
Capacidad de controlar la planta	5	=	0	0
Costo	4,5	=	+1	-1
Seguridad de la planta	4	=	0	-1
Tiempo de desarrollo	3,5	=	+1	+1
Expresividad del método	3	=	+1	+1
Ajuste de parámetros	2,5	=	-1	-1
Tiempo de entrenamiento	2	=	-1	-1
Preparación de datos	1,5	=	-1	-1
Innovación	1	=	+1	+1
SUMA GENERAL		0	6	-7
RANKING		2°	1°	3°

5. Meta

Controlar exitosamente la planta prototipo utilizando aprendizaje reforzado. Estabilizando el sistema en un rango de tiempo, con un sobreimpulso inferior al 5 %, con cero error de estado estacionario y la eliminación de perturbaciones de entrada o salida a la planta.

6. Objetivo General

Desarrollar e implementar un sistema de control para una planta prototipo mediante el uso de aprendizaje reforzado.

Indicador: Control de la planta prototipo mediante el uso de aprendizaje reforzado con capacidad de estabilizar el sistema en un determinado rango de tiempo que se acerque al control clásico, con un sobreimpulso inferior al 5 %, con cero error de estado estacionario y la eliminación de perturbaciones de entrada o salida a la planta.

7. Objetivos específicos

1. Determinar el acople del sistema embebido de altas prestaciones al lazo de control.

Indicador: Muestras de funcionamiento del sistema en conjunto con la planta prototipo.

2. Preparar un conjunto de datos para el entrenamiento de una red neuronal artificial.

Indicador: La base de datos debe contener millones de muestras en el tiempo para que la red neuronal tenga la suficiente información para entrenar el modelo.

3. Implementar una red neuronal artificial que mimetice el comportamiento del sujeto de estudio.

Indicador: La respuesta entregada por la red neuronal debe aproximarse a la planta, de forma que los valores no excedan de un error del 10 %.

4. Diseñar un sistema capaz de realizar la labor de control de la planta prototipo, a través de la implementación de aprendizaje reforzado.

Indicador: Mediante métricas de desempeño y simulaciones se comprueba la eficacia del sistema diseñado para el control de la planta. Teniendo la capacidad de estabilizar el sistema, con un sobreimpulso inferior al 5 %, con cero error de estado estacionario y la eliminación de perturbaciones de entrada o salida a la planta.

8. Procedimientos para la ejecución del proyecto

Un método sencillo para elaborar la ejecución del proyecto es organizar la información de lo que se quiere realizar de forma jerárquica, donde se estipulan actividades por objetivos, los requisitos de las actividades, ya que para tener resultados, primero habrá que finalizar alguna actividad previa. Y por último definir los tiempos de duración de las actividades.

Con el fin de mostrar de una forma más sencilla las actividades por realizar, se muestran en el cuadro 2.

Cuadro 2: Procedimientos para la ejecución del proyecto.

Objetivo	Actividad	Tiempo (días)	Requisito
1. Determinar el acople del sistema embebido de altas prestaciones al lazo de control.	1.1 Definición de la planta prototipo de control automático.	1	-
	1.2 Investigar y definir la tarjeta de desarrollo a utilizar.	3	-
	1.3 Determinar cómo recibir los datos de entrada provenientes de los sensores.	3	1.1 y 1.2
	1.4 Determinar cómo transmitir los datos de salida al lazo de control.	4	1.1 y 1.2
2. Preparar un conjunto de datos para el entrenamiento de una red neuronal artificial	2.1 Recopilar datos de entrada y salida de la planta prototipo al introducir señales de entrada aleatorias y determinísticas.	2	1.1
3. Implementar una red neuronal artificial que mimetice el comportamiento de la planta.	3.1 Revisar el estado del arte sobre redes neuronales que aprendan el comportamiento de sistemas dinámicos.	3	-
	3.2 Determinar el modelo a utilizar para la RNA.	3	3.1
	3.3 Implementar un algoritmo de aprendizaje automático que mimetice el comportamiento de la planta.	5	1.1 y 3.2
	3.4 Entrenar el modelo que mimetiza el comportamiento de la planta	10	2.1 y 3.3
	3.5 Evaluar el desempeño de la RNA mediante el porcentaje de error de los datos de salida resultantes de la RNA contra la planta.	1	3.4
4. Diseñar un sistema capaz de realizar la labor de control de la planta prototipo, a través de la implementación de aprendizaje reforzado.	4.1 Investigación del estado del arte sobre el uso del aprendizaje reforzado para el control de sistemas dinámicos.	4	-
	4.2 Determinar el método de aprendizaje reforzado a utilizar.	3	4.1
	4.3 Determinar las métricas de desempeño para evaluar el algoritmo basado en aprendizaje reforzado.	2	4.1
	4.4 Determinar las métricas de evaluación de control automático para evaluar el controlador.	2	1.1 y 4.1
	4.5 Desarrollar el algoritmo del controlador basado en aprendizaje reforzado mediante Python.	14	4.2 y 4.3
	4.6 Entrenar el controlador basado en aprendizaje reforzado.	21	3.5 y 4.5
	4.7 Implementar el controlador basado en aprendizaje reforzado en la tarjeta de desarrollo.	5	1.2 y 4.6
	4.8 Verificar que el controlador se ejecute correctamente en la tarjeta de desarrollo.	5	4.4 y 4.7
	4.9 Ejecutar y evaluar el controlador sobre el modelo mimetizado.	5	3.5 4.4 y 4.8
	4.10 Ejecutar y evaluar el controlador sobre la planta prototipo.	5	1.3, 1.4, 4.4 y 4.9

9. Cronograma de actividades

Para esta sección se agenda las actividades según el tiempo disponible, donde este tiempo comprende del 25 de julio del 2022 hasta el 11 de noviembre del 2022, el cual abarca las 16 semanas lectivas para llevar acabo el desarrollo del proyecto.

Para la elaboración del cronograma se hace uso del diagrama de Gantt, el cual es una herramienta de gestión de proyectos en la que se la planifica el proyecto, se determina la logística y dependencias de las tareas, permite supervisar el progreso y ayuda a tener una visión general del proyecto [19]. Además de esto, se puede trazar la ruta crítica a seguir para el desarrollo y finalización del proyecto.

En la Fig. 1 se aprecia el diagrama elaborado para el presente proyecto así como la ruta crítica.

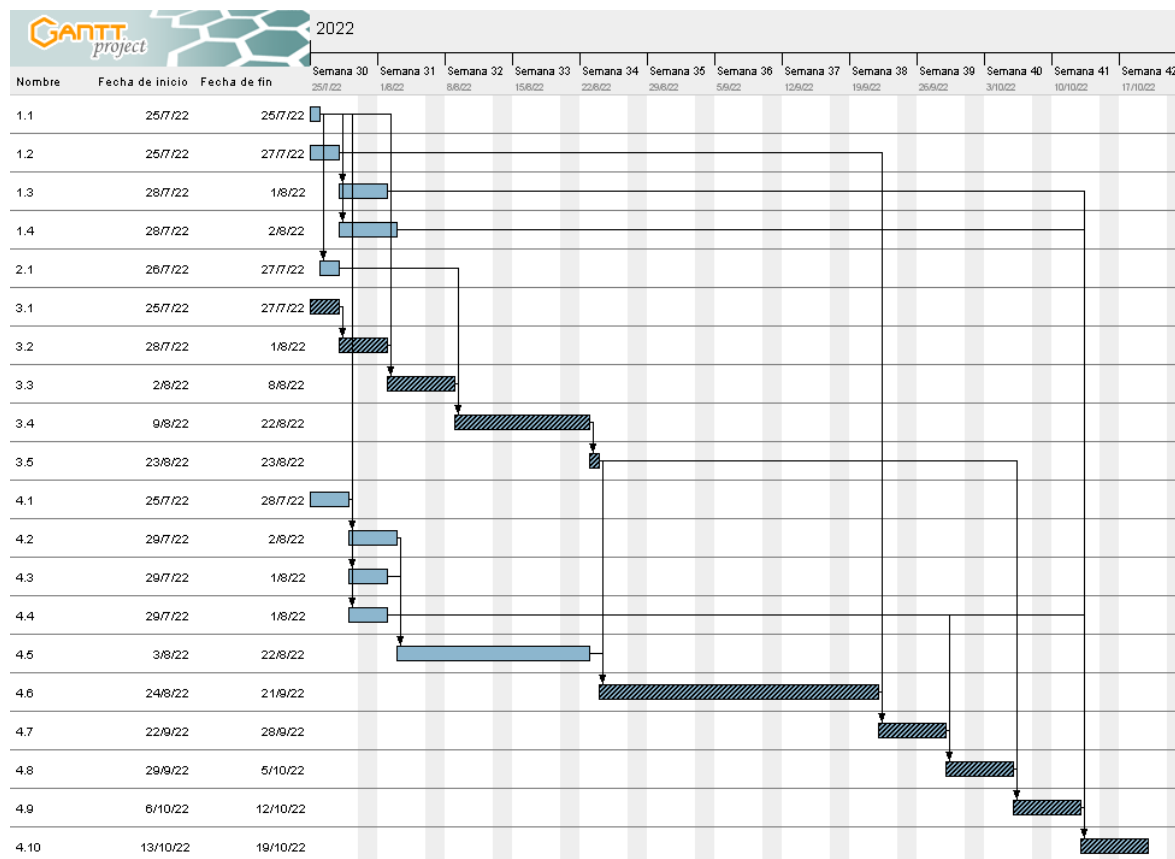


Figura 1: Ruta crítica del cronograma de actividades.

Por último, se observa el diagrama de PERT, el cual también, es una herramienta de gestión de proyectos que se emplea para analizar cada tarea necesaria para completar

hojas, impresiones, etc. Cabe aclarar que se considera el precio del dolar en 680 colones, precio de venta actual de Banco Nacional de Costa Rica.

Cuadro 3: Estimación del presupuesto para la realización del proyecto.

Especie aportado por la empresa y monto solicitado								
Rubro	Unidad de medida	Costo por unidad de medida	Cantidad	Servicios	Materiales y suministros	Bienes duraderos	Total	Aporte en especie por la empresa
Beca Deportiva	Semestre	₡ 205 950	1					₡ 205 950
Servicios básicos	Semana	₡ 20 000	16	₡ 320 000				
Materiales de oficina	Semana	₡ 1 000	16		₡ 16 000			
Unidad de Cómputo	Unidad	₡ 816 000	1					₡ 816 000
Planta prototipo de control	Unidad	₡ 154 170	1					₡ 154 170
Tarjeta de desarrollo	Unidad	₡ 611 315	1			₡ 611 315	₡ 611 315	
Tiempo de ejecución (Google Cloud)	Mes	₡ 70 491	4	₡ 281 965			₡ 281 965	
Consumibles del proyecto	Semana	₡ 25 000	16		₡ 400 000		₡ 400 000	
Varios	Unidad	₡ 700 000	1		₡ 700 000		₡ 700 000	
Total				₡ 601 965	₡ 1 116 000	₡ 611 315	₡ 2 329 280	₡ 1 176 120

También se realiza la estimación del presupuesto en los 4 meses que corresponden al semestre lectivo, de forma que se pueda dar una mejor visualización de los gastos a realizar en este periodo de tiempo. Este se observa en el cuadro 4.

Cuadro 4: Estimación del presupuesto mensual para la realización del proyecto.

Aporte mensual por la empresa					
Rubro	1 Mes	2 Mes	3 Mes	4 Mes	Total
Beca deportiva	₡ 205 950,00	₡ -	₡ -	₡ -	₡ 205 950,00
Servicios básicos	₡ 80 000,00	₡ 80 000,00	₡ 80 000,00	₡ 80 000,00	₡ 320 000,00
Materiales de oficina	₡ 4 000,00	₡ 4 000,00	₡ 4 000,00	₡ 4 000,00	₡ 16 000,00
Tarjeta de desarrollo	₡ 611 313,20	₡ -	₡ -	₡ -	₡ 611 313,20
Tiempo de computo	₡ 70 491,37	₡ 70 491,37	₡ 70 491,37	₡ 70 491,37	₡ 281 965,48
Consumibles del proyecto	₡ 100 000,00	₡ 100 000,00	₡ 100 000,00	₡ 100 000,00	₡ 400 000,00
Varios	₡ 700 000,00	₡ -	₡ -	₡ -	₡ 700 000,00
Total	₡ 1 565 804,57	₡ 254 491,37	₡ 254 491,37	₡ 254 491,37	₡ 2 329 278,68

Referencias

- [1] Escuela de Ingeniería Electrónica, “Breve reseña Histórica sobre la carrera de Electrónica”, 2012. [En línea]. Disponible en: <http://www.ie.tec.ac.cr/pmwiki/pmwiki.php/AcercaDe/Historia>. [Accesado 5 marzo 2022].
- [2] L. Queralt Camacho, M. Estrada Sánchez y P. Ulloa Meneses, “Instituto Tecnológico de Costa Rica”, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://wstemproject.eu/es/equipo/instituto-tecnologico-de-costa-rica/>. [Accesado 5 marzo 2022].
- [3] Tecnológico de Costa Rica, “Escuela de Ingeniería Electrónica”. [En línea]. Disponible en: <https://www.tec.ac.cr/escuelas/escuela-ingenieria-electronica>. [Accesado 5 marzo 2022].
- [4] Escuela de Ingeniería Electrónica, “Mission and Vision”, 2010. [En línea]. Disponible en: <http://www.ie.tec.ac.cr/pmwiki/pmwiki.php/AcercaDe/MisionYVision>. [Accesado 5 marzo 2022].
- [5] SIPLab, “¡Bienvenidos al sitio web del SIP-Lab!”, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://www.ie.tec.ac.cr/palvarado/pmwiki/index.php/Main/HomePage>. [Accesado 5 marzo 2022].
- [6] F. Aguirre Orozco, “Sistemas automáticos de control”. [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/11121443/SISTEMAS_AUTOMATICOS_DE_CONTROL. [Accesado el 9 de marzo del 2022].
- [7] M. Alcorta Gracia, “Impacto del control automático e inteligencia artificial”, 2019. [En línea]. Disponible en: <http://cienciauanl.uanl.mx/?p=9193>. [Accesado el 9 de marzo del 2022].
- [8] H. Kapasi, 2022. “Modeling Non-Linear Dynamic Systems with Neural Networks”, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://towardsdatascience.com/modeling-non-linear-dynamic-systems-with-neural-networks-f3761bc92649>. [Accesado el 7 de marzo del 2022].
- [9] M. Serón, “Sistemas no lineales”, Apuntes de clase, Universidad Nacional de Rosario, Argentina, 2001.
- [10] E. Sarmiento Jurado, “Diseño e implementación de un controlador basado en redes neuronales con entrenamiento rápido para sistemas de control 2x2”, Maestría en Ing. Mecánica, Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia, 2006.
- [11] J. P. Alvarado (Comunicación Privada), 2022.

-
- [12] J. Gómez Martínez y G. Mendoza Avedaño, “Aplicación del control adaptativo a procesos industriales tipo SISO”, Tesis para especialización en Instrumentación y Control Industrial, Universidad Pontificia Bolivariana, Bucaramanga, Colombia, 2009.
- [13] A. Becker, “Acerca del filtro de Kalman”, 2022. [En línea]. Disponible en: https://www.kalmanfilter.net/ES/default_es.aspx. [Accesado el 20 de marzo del 2022]
- [14] R. Valverde Gil and D. Gachet Páez, “Identificación de sistemas dinámicos utilizando redes neuronales”, *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, no. 1697-7912, 2007.
- [15] S. Torrubia Caravaca, “Redes neuronales multimodelo aplicadas al control de sistemas”, Universidad Autónoma de Barcelona, España, 2010.
- [16] C. Møldrup Legaard, T. Schranz, G. Schweiger, J. Drgoňa, B. Falay, C. Gomes, A. Iosifidis, M. Abkar, and P. Gorm Larsen, “Constructing Neural Network-Based Models for Simulating Dynamical Systems”, *ACM Computing Surveys*, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/1122445.1122456>
- [17] L. Busoniu, T. de Bruin, D. Tolic, J. Kober e I. Palunko, “Reinforcement learning for control: Performance, stability, and deep approximators”, *Annual Reviews in Control*, vol. 46, pág. 8-28, ISSN 1367-5788, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2018.09.005>.
- [18] A. Diaz Latorre, “Aprendizaje por refuerzo para control de sistemas dinámicos”, tesis por el título de Ingeniero Mecatrónico, Universidad Autónoma de Occidente, Santiago de Cali, Colombia, 2019.
- [19] E. Meardon, “¿Qué es un diagrama de Gantt?”. [En línea]. Disponible en: <https://www.atlassian.com/es/agile/project-management/gantt-chart>. [Accesado el 19 de mayo del 2022]
- [20] Lucidchart, “Diagrama de PERT: Definición y cómo hacerlo”. [En línea]. Disponible en: <https://www.lucidchart.com/pages/es/que-es-un-diagrama-de-pert>. [Accesado el 19 de mayo del 2022]