

UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA



PERFIL DE PROYECTO DE GRADO

**“ Aprendizaje fin a fin para la conducción autónoma de vehículos domésticos
usando visión artificial y redes neuronales convolucionales”**

POSTULANTE: JOSE EDUARDO LARUTA ESPEJO
TUTOR: JAVIER SANABRIA GARCIA
D.A.M.: GONZALO SAMUEL CABA MORALES

LA PAZ, AGOSTO 2018

Índice

1. Introducción	2
2. Antecedentes	2
3. Justificación del Proyecto	5
3.1. Justificación técnica	5
3.2. Justificación académica	5
3.3. Justificación social	5
4. Análisis de la problemática y planteamiento del problema	6
4.1. Análisis de la problemática	6
4.2. Planteamiento del problema	6
5. Objetivos	7
5.1. Objetivo General	7
5.2. Objetivos Específicos	7
6. Alcance	8
7. Límites	8
8. Solución Propuesta	9
8.1. Subsistema de adquisición de datos y entrenamiento.	9
8.2. Subsistema de inferencia y conducción autónoma.	9
8.3. Subsistema de control y actuación.	10
9. Temario del Proyecto	10
10.Cronograma del Proyecto	11
11.Bibliografía	12

1. Introducción

Los vehículos autónomos han pasado de ser un tema de ciencia ficción a convertirse una realidad cada vez más cercana. Si bien existe un recorrido muy largo para llegar a implementar sistemas completamente autónomos en las calles, los recientes avances en la tecnología junto con el interés económico de grandes empresas y corporaciones en el mundo ha hecho posible incluir diversos niveles de autonomía a vehículos con fines de uso doméstico e industrial con éxito.

Una de las áreas que más se ha nutrido de los recientes avances es el área de la visión artificial o visión por computador; resolviendo con facilidad tareas de una complejidad muy alta, como la detección y reconocimiento de objetos. Este crecimiento, en gran parte, se ha debido al desarrollo y optimización de las redes neuronales, las cuales se han constituido en una herramienta con muchas potencialidades y aplicaciones por la forma en la que se procesa la información y su capacidad para generalizar tareas complejas en base a una gran cantidad de datos de entrenamiento. En específico, las redes neuronales convolucionales han podido revivir al campo de la visión artificial gracias a la forma eficiente en la que procesa imágenes o matrices multidimensionales y la capacidad de crear representaciones internas a partir de filtros de convolución.

La visión artificial juega un papel muy importante en el desarrollo de vehículos autónomos por cuanto permite procesar imágenes digitales provenientes de cámaras instaladas en los mismos vehículos y extraer información valiosa para la navegación y la conducción, como ser la detección de carril, peatones, signos de tránsito, otros vehículos, etc. Esta utilidad hace posible diversas oportunidades de investigación y desarrollo de algoritmos y sistemas de visión artificial orientados a conducción autónoma.

El presente proyecto se centra en el desarrollo de un sistema de conducción autónoma basado en visión artificial para la generación de comandos de control para la conducción autónoma de un vehículo doméstico con un modelo de locomoción de Ackerman. Se intenta desarrollar un sistema de aprendizaje “fin a fin” que consta de un modelo de predicción que genera comandos de control a partir de un estímulo visual proveniente de una cámara monocular.

2. Antecedentes

El primer intento de desarrollo de un sistema de conducción autónomo “fin a fin” fue llevado a cabo por la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzada en Defensa de los Estados Unidos (DARPA) con un proyecto conocido como el Vehículo Autónomo de DARPA o DAVE [1] en el cual un vehículo radio controlado a escala tenía la tarea de conducir a través de un entorno escabroso. El vehículo DAVE fue entrenado a partir de cientos de horas de conducción humana en entornos similares pero no idénticos. Los datos de entrenamiento incluyeron imágenes de dos cámaras de video y comandos de control generados por un operador humano.

Posteriormente, el primer hito en el desarrollo de un sistema completamente autónomo

vino con la organización del DARPA “Grand Challenge” en el cual equipos de varias universidades, institutos de investigación y empresas tuvieron que enfrentar el difícil reto de desarrollar un sistema capaz de controlar un vehículo doméstico a través de una carretera ripiada en medio del desierto de Arizona. Dentro las 2 versiones del Darpa Grand Challenge destacaron los proyectos de universidades como Stanford con el robot Stanley [2] que fue el primer vehículo en recorrer mas de 170 kilómetros en una carretera ripiada de manera completamente autónoma.



Figura 1: Stanley, el vehículo autónomo de Stanford que ganó la competencia DARPA Grand Challenge en 2005. Fuente: stanford.edu

El éxito de los proyectos que participaron en el grand challenge sentó un gran precedente en el desarrollo de lo que ahora se conoce como *Self Driving Car* o vehículo autónomo. De hecho, muchos de los equipos participantes de este concurso se constituyen en la actualidad como exitosas empresas de desarrollo o coadyuvan en iniciativas privadas de gigantes de la tecnología como Google, Uber o Nissan.

Sin embargo, debido al creciente interés tanto en investigación como económico en los sistemas de conducción autónoma, la Sociedad de Ingenieros en Automoción (SAE por sus siglas en inglés) ha elaborado un estándar donde se detallan distintos aspectos concernientes. La regulación define varios niveles de autonomía en vehículos terrestres, aéreos y acuáticos yendo desde un control completamente manual, normalmente observado en vehículos completamente mecánicos, pasando por asistencias al control hasta llegar a un vehículo completamente autónomo en todas sus tareas

La creación de estándares y regulación ha tenido como consecuencia que, en la actualidad, existan varias iniciativas en el desarrollo de los *self Driving Cars*, siendo una de las más importantes la empresa Waymo, dependiente de Google a través de su empresa Pública Alphabet. Waymo, ha aprovechado el uso de tecnologías emergentes de sensado como el LIDAR para mejorar el mapeo y la navegación a través de algoritmos de fusión de sensores. Aparte de Alphabet, existen diversas iniciativas privadas en el desarrollo de vehículos autónomos con fines comerciales como los Self Driving Cars de Uber, Toyota, BMW, Ford, entre otros.

Una de las tareas más importantes dentro de un *self driving car* es la detección y mantención del carril del vehículo. Fabricantes de vehículos automotores han incluido con éxito

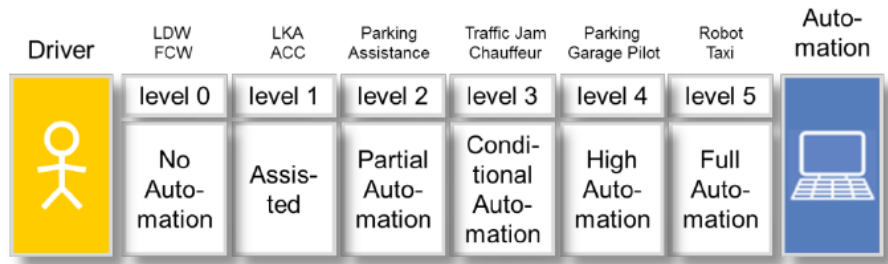


Figura 2: Niveles de automatización en la conducción según SAE. Fuente: researchgate



Figura 3: El vehículo autónomo de Waymo. waymo.com

sistemas de asistencia al conductor para la mantención del carril usando cámaras digitales y visión artificial para poder detectar la posición del automóvil con respecto al carril. Estos sistemas se consideran fundamentales en sistemas de conducción autónoma. Durante las últimas dos décadas, se han desarrollado distintos tipos de sistemas y enfoques para resolver el problema de la mantención de carril. En el presente proyecto, se explorará el problema desde un punto de vista de la tarea de aprendizaje supervisado usando un sistema de aprendizaje fin a fin.

Los sistemas de aprendizaje fin a fin se han explorado de manera exitosa en los últimos años, esto debido a la creciente disponibilidad de sistemas de cómputo de alta concurrencia, en especial las Unidades de Procesamiento Gráfico de propósito general o GPGPU por sus siglas en inglés. Esta disponibilidad ha logrado que se puedan entrenar redes neuronales completas en una estación de trabajo que no consume demasiada energía. Una de las empresas pioneras en GPGPU es Nvidia con su herramienta CUDA, que ha permitido el desarrollo de algoritmos de entrenamiento e inferencia para redes neuronales de manera sencilla. Es precisamente Nvidia que ha demostrado que los sistemas de aprendizaje fin a fin pueden tener éxito con el desarrollo de un prototipo y arquitectura de vehículo autónomo [3].

3. Justificación del Proyecto

3.1. Justificación técnica

El proyecto se justifica desde el punto de vista técnico a partir de las técnicas y procedimientos explorados en el mismo para implementar un sistema de visión y control asistido basado en una red neuronal convolucional. Usualmente, el análisis de la aplicabilidad de una red neuronal involucra solamente la prueba sobre un dataset genérico donde se evalúa su rendimiento analizando el error de clasificación y pérdidas. En este caso, se plantea el flujo de trabajo completo orientado a la implementación en un prototipo a escala usando técnicas convencionales en el análisis y diseño de sistemas de visión artificial así como también la implementación del mencionado sistema en una plataforma de cómputo embebida.

Las tecnologías a ser usadas deberán tener la característica de pertenecer a los estándares actuales en la investigación e industria, esto con el fin de ser replicable y extensible en futuros proyectos.

3.2. Justificación académica

Desde el punto de vista académico, el proyecto se justifica en el entendido del uso de técnicas y procedimientos de ingeniería para el análisis y diseño de un sistema de aprendizaje “fin a fin” usando redes neuronales. Tales técnicas y procedimientos incluyen la definición de la arquitectura de la red neuronal, el entrenamiento y el análisis del rendimiento de la misma. Así como también el dimensionamiento de los componentes de cómputo embebido para el prototipo y la implementación de los sistemas de control electrónico de bajo nivel para el mismo. Tales técnicas y procedimientos se corresponden de manera integral con los conocimientos adquiridos a lo largo de la carrera de Ingeniería Electrónica en sus distintas asignaturas.

3.3. Justificación social

En Bolivia existe más de un millón de automotores y la gran mayoría son de uso privado [4]. El parque automotor va en crecimiento y junto con él temas de impacto ambiental que van en desmedro de la calidad de vida de la población como por ejemplo: polución del aire, contaminación sonora o mal uso de espacios públicos. En este entendido, el desarrollo de vehículos autónomos surge como una oportunidad para solucionar algunos de estos problemas y mejorar la calidad de vida de la población.

4. Análisis de la problemática y planteamiento del problema

4.1. Análisis de la problemática

Se han estudiado diferentes enfoques para lograr solucionar la tarea de conducción autónoma para vehículos domésticos. Normalmente, la salida del sistema se expresa como una serie de comandos de control de aceleración y dirección del volante del vehículo. Estos comandos se pueden obtener de diversas maneras dependiendo el nivel de robustez y abstracción que el sistema requiere. Muchos sistemas se basan en la fusión de distintos tipos de sensores y fuentes de información como ser mapas satelitales, GPS, sensores láser y cámaras. La combinación de esta información es procesada y fusionada mediante distintos algoritmos de filtrado tales como el filtro de kalman. La característica de este tipo de sistema es que se puede expresar como una serie de etapas de procesamiento mediante el cual la información fluye y se transforma, cada una de las etapas es diseñada e implementada en base a conocimiento específico y con requerimientos y limitaciones específicas de la tarea que realiza.

Si bien el enfoque anteriormente mencionado ha logrado conseguir importantes avances y resultados muy prometedores, involucra un gran esfuerzo a la hora de diseñar cada una de las etapas independientemente para luego hacer que funcionen todas juntas y cumplan la tarea asignada. Este proceso usualmente requiere de un equipo de expertos que sea capaz de realizar las tareas de diseño de las etapas o módulos del sistema y el de la integración de los módulos en un solo sistema funcional. Este enfoque, pese a que ha demostrado ser una forma efectiva de trabajo para diversos problemas, tiene la desventaja de requerir muchos recursos y tiempo para poder lograr un sistema funcional.

4.2. Planteamiento del problema

Considerando a la tarea de conducción autónoma como un sistema de procesamiento de datos, se debe tener en cuenta varios aspectos concernientes tanto al diseño como a la implementación de dichos tipos de sistemas. Una de las principales características es que tradicionalmente el flujo de la información pasa por varias etapas.

En el área de visión por computadora para tareas de conducción autónoma, normalmente se sigue el siguiente flujo en el desarrollo un sistema o prototipo:

1. **Extracción de características.** Esta etapa incluye el preprocesamiento y transformación de la imagen en un conjunto de características de distinta índole. Estas características se suelen llamar también descriptores y sirven para describir los aspectos más relevantes de la imagen para la tarea final, por ejemplo, la detección de bordes. La extracción de características también se usa para reducir la dimensionalidad inicial de la imagen a una más tratable y amigable con la capacidad de procesamiento computacional disponible. Las características o descriptores a usarse se definen manualmente por medio de conocimiento experto y se afinan de la misma manera.

2. **Algoritmo de predicción.** Esta etapa incluye típicamente un algoritmo de aprendizaje previamente entrenado con un conjunto de datos adecuado, permite realizar distintas tareas de alto nivel sobre los descriptores obtenidos de la imagen. Estas descripciones de alto nivel incluyen normalmente tareas de detección, clasificación o regresión. Los algoritmos de aprendizaje incluyen típicamente algoritmos básicos, tales como árboles de decisión, regresión lineal o máquinas de soporte vectorial ya que deben realizar la tarea de predicción en un conjunto de dimensionalidad relativamente baja (los descriptores).
3. **Adecuación de los datos de salida.** La información extraída de la anterior etapa debe procesarse para poder ser traducida a comandos de control que actúen directamente con las etapas de bajo nivel del vehículo, es decir la etapa de actuación y potencia. En esta etapa se suele incluir algún algoritmo de control realimentado para el control de motores así como también algoritmos de fusión de distintas fuentes de información para obtener finalmente una señal de comando para los actuadores.

Como se ha podido observar, el flujo de trabajo en un sistema de conducción autónomo se compone de varias etapas interdependientes que se deben realizar con conocimiento y experiencia específica en cada una de las mismas.

Por su parte, otra de las dificultades con este acercamiento al reto de la conducción autónoma es el de la reducida flexibilidad del sistema. En otras palabras, si se quisiera modificar el sistema para agregar requerimientos o expandir la funcionalidad del mismo, se debe realizar una modificación a la etapa específica y evaluar el impacto de las modificaciones en todo el sistema en su conjunto. Esto dificulta de manera sustancial la reutilización de diversos componentes en sistemas similares.

Finalmente, la exagerada complejidad y conocimientos requeridos para poder implementar un sistema experimental de esta naturaleza hace prácticamente imposible su desarrollo por equipos de investigación pequeños o investigadores individuales. Dada la importancia y la potencialidad de los sistemas de conducción autónoma es esencial reducir esta dificultad de implementación y experimentación.

5. Objetivos

5.1. Objetivo General

Diseñar un sistema de aprendizaje “fin a fin” para la generación de comandos de dirección en la tarea de conducción autónoma de vehículos domésticos basado en visión artificial y redes neuronales convolucionales.

5.2. Objetivos Específicos

Para alcanzar el objetivo general será necesario:

- Investigar y evaluar requerimientos específicos para el sistema.

- Diseñar una plataforma de prueba en hardware con características similares a las de un vehículo doméstico real.
- Diseñar la arquitectura de una red neuronal capaz de cumplir con la tarea de generación de comandos de control para un vehículo autónomo.
- Realizar pruebas de rendimiento y análisis comparativos en base al sistema implementado.
- Proponer un prototipo funcional en el que se pueda apreciar los alcances del sistema.

6. Alcance

Dentro de los alcances del proyecto se pueden citar los siguientes aspectos:

- Recopilación de información de distintas fuentes en trabajos de investigación.
- El desarrollo de un prototipo funcional a escala con locomoción de Ackerman.
- El diseño electrónico del circuito de control y comunicación de la Computadora de Abordo.
- Investigación de arquitecturas y plataformas de software para el diseño y despliegue de robots móviles y tareas de conducción autónoma.
- El diseño de la arquitectura de la red neuronal en base a especificaciones de funcionamiento, desempeño y plataforma de hardware.
- Uso de algoritmos de preprocesamiento de datos y funciones de agregación de datos previos al entrenamiento de la red neuronal.
- El entrenamiento de la red neuronal en un entorno externo a la OBC.
- El análisis de los errores de entrenamiento y validación de la red neuronal.

7. Límites

El sistema, por su parte, contará con ciertas restricciones detalladas a continuación:

- En la recopilación de información y fuentes se considerará principalmente investigaciones y trabajos relacionados con tareas de aprendizaje "fin a fin" redes neuronales convolucionales.
- El prototipo a escala servirá solamente para un análisis superficial de la dinámica de un vehículo automotor doméstico tomando como punto de inicio modelos matemáticos simplificados y limitaciones de rangos de trabajo dentro de dichos modelos.

- la electrónica de los sistemas de control y percepción estará diseñada específicamente para el modelo a escala y las limitaciones anteriormente mencionadas.
- Se explorarán exclusivamente plataformas, librerías y herramientas de código abierto y con licencias de uso no privativas.
- El diseño de la arquitectura de la red neuronal estará orientado a tareas de aprendizaje supervisado y aproximación de funciones.
- tanto la arquitectura de la red como los hiperparámetros de la misma estarán acotados considerando las limitaciones de memoria y capacidad de procesamiento ofrecidos por la plataforma de cómputo o Computadora de Abordo disponible.
- La recolección de datos estará enfocada y definida por el prototipo a implementar.

8. Solución Propuesta

La propuesta del presente proyecto consta del desarrollo de un sistema de aprendizaje fin a fin para la conducción autónoma de vehículos automotores domésticos. En este sentido, se puede desglosar la arquitectura del sistema propuesto dividido en distintos subsistemas funcionales. Por su parte, también es importante mencionar que el sistema en su conjunto contará con tres subsistemas interdependientes: Subsistema de adquisición de datos y entrenamiento, subsistema de inferencia y conducción autónoma, subsistema de control y actuación.

8.1. Subsistema de adquisición de datos y entrenamiento.

Este subsistema se compone de un conjunto de herramientas y utilidades para la adquisición de un nuevo conjunto de datos de entrenamiento y validación, así como también un módulo de entrenamiento de la red neuronal convolucional para la tarea de la generación de comandos de control.

8.2. Subsistema de inferencia y conducción autónoma.

El subsistema de inferencia y conducción autónoma tiene la tarea de obtener y ejecutar las predicciones de la red neuronal entrenada en el Sistema de Adquisición de Datos y Entrenamiento. Este subsistema tomará como entradas los datos de imágenes de una cámara y datos de sensores a bordo del prototipo para generar comandos de control acordes con el entorno percibido. Este subsistema estará implementado en forma de un programa de “piloto automático” capaz de conducir el prototipo de manera autónoma.

8.3. Subsistema de control y actuación.

Este subsistema compone la parte física de la propuesta. Contará con un modelo físico a escala con locomoción de Ackerman con actuadores para la tracción y la dirección. Además, también contará con una plataforma electrónica embebida que se conectará directamente a los actuadores a través de una etapa de potencia y a los sensores correspondientes mediante un sistema de tiempo real. La parte lógica estará implementada en una computadora de abordo que servirá de puente entre el mundo físico y la parte lógica de todo el sistema.

9. Temario del Proyecto

A continuación se presenta el temario tentativo de la memoria del proyecto, considerando los posibles contenidos, sin un detalle exhaustivo de los mismos puesto que podría ser una limitante en la estructura final. Inicialmente se considera la siguiente estructura:

- **Título.**
- **Resumen.**
- **Dedicatoria.**
- **Agradecimientos.**
- **Lista de Figuras.**
- **Capítulo 1: Introducción**
- **Capítulo 2: Fundamentos del proyecto**
- **Capítulo 3: Marco práctico del proyecto**
- **Capítulo 4: Análisis y discusión de resultados**
- **Capítulo 5: Conclusiones y recomendaciones**
- **Referencias y bibliografía**
- **Glosario de términos**
- **Anexos**

10. Cronograma del Proyecto

Actividad	Duración	Agosto				Septiembre				Octubre				Noviembre			
Desarrollo de la memoria	14 semanas																
Análisis de Requerimientos	2 semanas																
Diseño de la plataforma de adquisición de datos	1 semana																
Diseño de la arquitectura de control	2 semanas																
Entrenamiento y pruebas de rendimiento	6 semanas																
Validación de modelos de predicción	4 semanas																

Figura 4: Diagrama de Gantt para la elaboración del proyecto de grado. Fuente: Elaboración propia

11. Bibliografia

Referencias

- [1] Y. LeCun, E. Cosatto, J. Ben, U. Muller, and B. Flepp, “Dave: Autonomous off-road vehicle control using end-to-end learning,” Technical Report DARPA-IPTO Final Report, Courant Institute/CBLL, <http://www.cs.nyu.edu/yann/research/dave/index.html>, Tech. Rep., 2004.
- [2] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann, K. Lau, C. Oakley, M. Palatucci, V. Pratt, P. Stang, S. Strohband, C. Dupont, L.-E. Jendrossek, C. Koelen, C. Markey, C. Rummel, J. van Niekerk, E. Jensen, P. Alessandrini, G. Bradski, B. Davies, S. Ettinger, A. Kaehler, A. Nefian, and P. Mahoney, “Stanley: The robot that won the DARPA grand challenge,” *Journal of Field Robotics*, vol. 23, no. 9, pp. 661–692, 2006.
- [3] M. Bojarski, D. Del Testa, D. Dworakowski, B. Firner, B. Flepp, P. Goyal, L. D. Jackel, M. Monfort, U. Muller, J. Zhang *et al.*, “End to end learning for self-driving cars,” *arXiv preprint arXiv:1604.07316*, 2016.
- [4] INE, “Actualidad estadística parque automotor bolivia 2017,” Instituto Nacional de Estadística, Tech. Rep., 2018.