

# Implementación De Control Visual Para Planificación De Trayectorias En Un Cultivo De Fresas Virtual

## Implementing Visual Control For Path Planning In A Virtual Strawberry Crop

Erandi Ileri Vega Guzmán<sup>1</sup>, Noé Guadalupe Aldana Murillo<sup>2</sup>, Gerardo Ramón Flores Colunga<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Centro de Investigaciones en Óptica A.C. (CIO), 37150 León, Guanajuato, México.

<sup>2</sup> Universidad Iberoamericana León, 37238 León, Guanajuato, México.

<sup>3</sup> Texas A&M Int. Univ. Laredo, Texas, Estados Unidos.

erandivg@cio.mx<sup>1</sup>, noe.aldana@iberoleon.edu.mx<sup>2</sup> gerardo.flores@tamu.edu<sup>3</sup>

### Resumen

Este trabajo presenta una metodología basada en control visual servoing para guiar el movimiento de un robot utilizando información visual. La propuesta combina técnicas de visión por computadora y control en lazo cerrado, con el fin de ajustar las velocidades del robot en tiempo real. El proyecto se centró en el desarrollo y validación de un sistema de navegación autónoma mediante simulaciones en un entorno Software-in-the-Loop (SITL), con el objetivo de implementar este sistema en un futuro en un cultivo de fresas, contribuyendo a mitigar algunos de los desafíos actuales en la agricultura. Los resultados obtenidos muestran un control funcional, ya que el robot alcanza la imagen de referencia deseada de manera precisa y a una velocidad óptima.

**Palabras clave:** Visual servoing, Control, Visión por computadora, Geometría epipolar, Gazebo, Robot Operating System.

### Introducción

La agricultura de precisión (AP) es una práctica que utiliza tecnologías para optimizar la producción agrícola, como lo es el uso del internet de las cosas, el sistema de posicionamiento global, los sensores, los drones y el aprendizaje automático. Su intención es lograr un equilibrio entre la productividad agrícola y el cuidado del medio ambiente, minimizando con ello los efectos negativos. (Nath, 2024).

Como bien sabemos México es un país megadiverso en donde la agricultura es la encargada de proveer alimentos y materias primas a la población. Es uno de los sectores que demanda una gran cantidad de productos industriales para su producción. Los fertilizantes, herbicidas, plaguicidas, maquinaria, entre otros favorece el arraigo a sus tierras, el sustento a familias y a la preservación de recursos naturales (Rural, 2023). Sin embargo, existen ciertos problemas que afectan este sector; erosión de suelo, plagas, escases de mano de obra, contaminación, son algunos de los problemas (Economista, 2023)

Unas de las muchas estrategias por las que se ha optado es la implementación de sistemas robóticos, autónomos y no tripulados en este sector, por ejemplo, podremos encontrar diversos trabajos en el estado del arte, cada uno con diferentes enfoques.

En un primer trabajo de investigación, se habla de un robot diseñado para la recolección de fresas en racimos, dentro de un cultivo de polifóneles, el cual tuvo una tasa de éxito que oscilo entre el 50% y el 97,1%, según las situaciones de crecimiento. (Xiong, Ge, Grimstad, & From, 2020). Un trabajo similar a este consistió en la recolección de fresas, pero a diferencia del trabajo anterior este fue implementado en un entorno más estructurado, utilizando un fondo blanco para facilitar la detección de fresas y utilizo un método de recolección diferente. (Feng, Zheng, Qiu, Jiang, & Guo, 2012). En otro trabajo se analizó la implementación de un robot que tiene como objetivo extraer la maleza del suelo dentro de un cultivo de soya, en donde el robot tuvo que diferenciar la maleza del cultivo, ya que en este caso tanto la maleza como la soya son del mismo color. (Pire, Mujica, Civera, & Kofman, 2019).



Además de trabajos en la investigación también se encuentran robots agrícolas dentro de la industria, como el uso de drones para el roció de pesticidas dentro del campo de cultivo un claro ejemplo podría ser el modelo DJI AGRAS T50, el cual es un dron especializado en la agricultura de precisión y está diseñado para realizar tareas de fumigación y fertilización.

Este trabajo estará tratando el tema de planificación de trayectorias en un cultivo de fresas de camellones, Como primaria instancia se resuelve el problema de control visual para que el vehículo sea autónomo, como segundo punto se emplea un mundo virtual y simulación Software-In-The-Loop (SITL) para hacer pruebas de este algoritmo.

Se emplearon Gazebo y ROS para la simulación SITL, donde ROS (Robot Operating System) es un framework ampliamente utilizado en el desarrollo de software robótico, tanto en la investigación como en aplicaciones comerciales. Un ejemplo de su aplicación es en el desarrollo y pruebas de un prototipo de UAV (Unmanned Aerial Vehicle), que permite controlar la posición sin inclinación (Flores, Verdin, Moreno, & Flores, 2023). O en el control de un manipulador aéreo mediante teleoperación y realidad virtual (Verdin, Ramirez, Rivera, & Flores, 2021). Gazebo fue seleccionado debido a su capacidad para simular diversas características físicas, como fricción, gravedad y velocidad del viento, mientras que ROS se eligió por su amplio uso y su eficiente sistema de comunicación entre el software y el hardware.

## Trabajos relacionados

El principal enfoque de este trabajo es el control visual o visual servo control que se refiere al uso de datos de visión por computadora para controlar el movimiento de un robot. Existen dos principales servocontroles uno es el servocontrol visual basado en imágenes (IBVS) el cual controla el robot usando directamente las características visuales extraídas de las imágenes de una cámara para ajustar su movimiento, y el servocontrol visual basado en posición (PBVS) que utiliza las imágenes de la cámara para estimar la posición 3D del objeto y ajusta la posición en el espacio. (Chaumette & Hutchinson, 2006)

De estos primeros enfoques se han derivado varios trabajos añadiendo al visual servoing una mayor tasa de éxito, como viene siendo la integración de la matriz de homografía, la cual está basada en la estimación del desplazamiento de la cámara entre las vistas actual y deseada de una escena, dicha matriz contiene la información euclidiana entre dos vistas de una escena plana. (Gonçalves, Azinheira, & Rives, 2010) (Costanzo, Maria, & Natale, 2024). Se presentan enfoques en base a la geometría epipolar definida igualmente por las vistas de cámara actuales y deseadas, sin necesidad de conocer la geometría de la escena 3D. (Mariottini, Oriolo, & Prattichizzo, 2007). También hay trabajos en donde se describe la matriz esencial dentro del control visual, la cual a diferencia de la matriz de homografía esta se usa para puntos en una escena tridimensional y no hay una imposición de una escena plana, debido a que describe la relación entre dos vistas de una escena en términos de la geometría epipolar. (Li, Fang, & Zhang, 2013).

Anteriormente en el laboratorio de percepción y robótica se trabajó en un robot móvil autónomo para la detección de fresas y la estimación de su madurez en un entorno de plantación de camellones. La detección de fresas se compuso de dos subtarear; una predetección a través de procesamiento de imágenes y un enfoque de detección de aprendizaje profundo. En el procesamiento de imagen se planteó la estimación de maduración de la fresa, diferenciando entre el color verde (fresas inmaduras) y el color rojo (fresas maduras), mientras que para el enfoque de detección de aprendizaje profundo se utilizó una red neuronal llamada MobileNetV2, con la finalidad de lograr mejores resultados de rendimiento. (Mejía, Oca, & Flores, 2023).

## Contribución

Este trabajo busca contribuir al diseño y seguimiento de trayectorias dentro de un cultivo de fresas, complementando la investigación previa que se hizo en el laboratorio de percepción y robótica mediante la implementación de la geometría epipolar a través de la matriz fundamental y esencial, en combinación con técnicas de control visual.



## Metodología Propuesta

La metodología incluye tanto la parte matemática de la visión por computadora como la del control, las cuales fueron implementadas. En el apartado de visión, se explicará cómo extraer información relevante de las imágenes. Posteriormente, esa información se integrará en el sistema de control, permitiendo ajustar las velocidades del vehículo en función de los datos visuales obtenidos.

### Visión

En el desarrollo de la planificación de trayectorias del robot, se utilizó el algoritmo ORB para la detección de puntos, el cual se enfoca en detectar bordes y esquinas.

Con los puntos detectados se utilizó la matriz fundamental que es una matriz de  $3 \times 3$  que describe la relación entre los puntos correspondientes en dos imágenes diferentes de una misma escena, capturadas por dos cámaras o puntos de vista. Esta matriz transforma un punto en la primera imagen en una línea epipolar en la segunda imagen, y viceversa.

Dado un punto  $x$  en la primera imagen y su punto correspondiente  $x'$  en la segunda imagen, la matriz fundamental cumple la siguiente ecuación:

$$x'^T F x = 0 \quad (1)$$

Entre la matriz esencial y la matriz fundamental existe la siguiente relación:

$$E = k' F k \quad (2)$$

Donde:

- $k$  y  $k'$  son las matrices intrínsecas de las cámaras (que contienen la distancia focal, centro óptico, etc.).
- $E$  es la matriz esencial, que contiene información sobre la rotación y traslación entre las cámaras.
- $F$  es la matriz fundamental.

La matriz esencial  $E$  es necesaria para poder obtener  $R$  y  $t$ , que representan la rotación y traslación entre las dos cámaras o imágenes.

$$E = R [t]_x \quad (3)$$

Siendo  $R$  la matriz de rotación  $3 \times 3$  y  $[t]_x$  la matriz antisimétrica que representa el vector de traslación  $t$ .

Entonces para la obtención de  $R$  y  $t$  a partir de  $E$  se realiza una descomposición en valores singulares (SVD). El proceso es el siguiente:

1. Realiza la SVD de  $E$ :

$$E = U \Sigma V^T \quad (4)$$

$U$  y  $V$  son matrices ortogonales.  
 $\Sigma$  es una matriz diagonal con los valores singulares de  $E$

2. Construcción de matrices de rotación y traslación:  
La matriz de rotación  $R$  se obtiene a partir de  $U$  y  $V$   
El vector de traslación  $t$  es el tercer vector columna de  $U$ , es decir,  $t = U[:,3]$  (o el tercer vector de la matriz  $U$ ).



Existen cuatro posibles soluciones para  $R$  y  $t$ , ya que hay ambigüedad en los signos de la rotación y la traslación al descomponer  $E$ . De las cuatro soluciones posibles, solo una es geoméricamente válida. Para determinar cuál es la solución correcta, se triangulan los puntos en 3D utilizando las cuatro combinaciones de  $R$  y  $t$  y se verifica cuál de las combinaciones genera puntos válidos en el espacio 3D.

Con la matriz esencial se obtienen los valores para construir la matriz homogénea

$$H = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & t_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & t_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

## Control

En el visual servoing basado en imágenes (IBVS), la matriz homogénea se usa para proyectar puntos 3D a 2D, lo que permite calcular el error visual y ajustar la velocidad del robot. En IBVS, se utilizan directamente las características de la imagen. La relación entre un punto  $P_w$  en el espacio 3D y su proyección  $p_i$  en la imagen es dada por la ecuación de la cámara:

$$p_i = kH_c^w P_w \quad (6)$$

Siendo  $H_c^w$  la matriz homogénea de la transformación entre el marco de referencia del mundo y el de la cámara.

El objetivo de todos los esquemas de control basados en la visión es minimizar un error  $e(t)$ , que normalmente se define por:

$$e(t) = s(m(t), a) - s^* \quad (7)$$

El vector  $m(t)$  es un conjunto de medidas de la imagen (ej., coordenadas de puntos de interés de la imagen o coordenadas de un centroide de un objeto) y  $a$  es un conjunto de parámetros que representa conocimiento adicional del sistema (ej. Parámetros intrínsecos de la cámara).  $s$  son los valores actuales y  $s^*$  son los valores deseados.

Por último, se toma en cuenta la matriz de interacción que es la que nos ayuda a obtener la información de las velocidades de la cámara:

$$L_s = \begin{bmatrix} \frac{1}{Z} & 0 & \frac{x}{Z} & xy & -(1+x^2) & y \\ -\frac{1}{Z} & -\frac{1}{Z} & \frac{y}{Z} & 1+y^2 & -xy & -x \\ 0 & -\frac{1}{Z} & \frac{y}{Z} & 1+y^2 & -xy & -x \end{bmatrix} \quad (8)$$

Así mismo dentro del error asignamos lo que se obtuvo de la ecuación (6)

$$e = p_i - p_i^* \quad (9)$$

Y se asigna el valor de  $Z$  del vector  $t$  que es una coordenada en 3D que nos indica profundidad, a la matriz de interacción todo esto para implementar la ley de control que es la siguiente:

$$v_c = -\lambda \hat{L}_s^+ e \quad (10)$$

Siendo  $\lambda$  una ganancia y  $\hat{L}_s^+$  la pseudoinversa de la matriz de interacción

$v_c$  hace referencia a las 6 velocidades que tiene la cámara, que son las angulares y las lineales, pero solo en este caso por aplicarse a un vehículo terrestre se usaran únicamente dos velocidades la lineal en el eje  $x$  y la angular en el eje  $z$ . (Chaumette & Hutchinson, 2006).



## Descripción Teórica y Representación Visual del Sistema

Como se muestra en la Figura 1, para ejecutar el programa se requieren dos imágenes: una imagen de referencia (o imagen deseada), que representa la posición objetivo, y una imagen actual, obtenida en tiempo real a través de la cámara, que muestra la ubicación actual del robot. La información de estas imágenes pasa por dos bloques, uno es el de bloque verde de visión y el otro es el bloque amarillo de control.

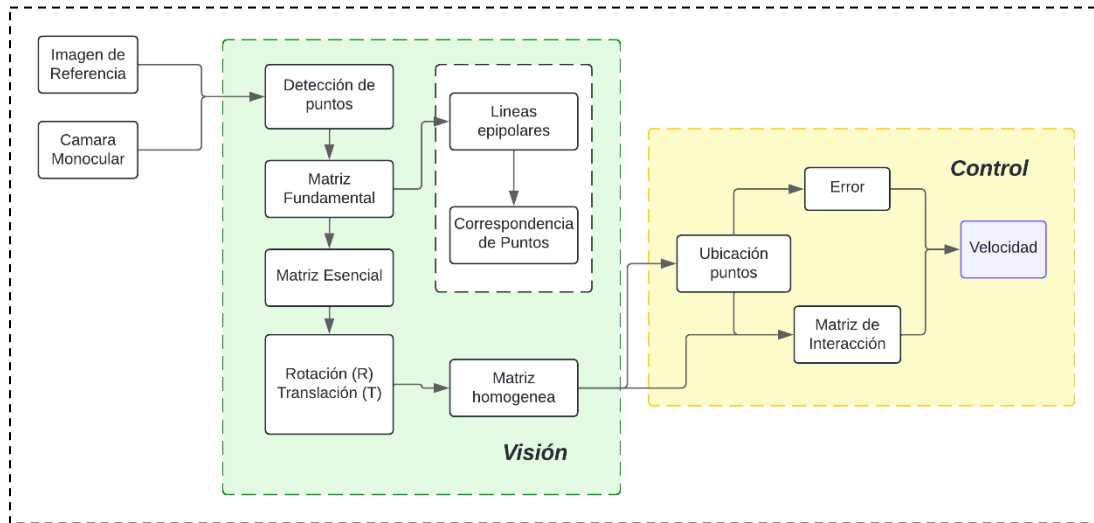


Figura 1. Esquema del Sistema de Visión y Control  
 Fuente: Autoría propia

### 1. Visión

- Ambas imágenes pasan por un proceso de detección de puntos clave.
- A partir de esos puntos, se calcula la matriz fundamental, la cual describe la relación geométrica entre ambas imágenes.
- Simultáneamente, se realiza una correspondencia de puntos utilizando las líneas epipolares, que ayudan a encontrar la ubicación de los puntos en ambas imágenes.
- Luego, se estima la matriz esencial, que contiene información sobre la rotación (R) y la translación (T) entre las dos posiciones.
- Con esta información, se construye la matriz homogénea, que integra las transformaciones 3D de rotación y translación del robot o cámara.

### 2. Control

- Utilizando la información de la ubicación de los puntos obtenida en la etapa de visión, se genera un cálculo del error comparando la posición actual con la deseada.
- Con la ubicación de los puntos y la profundidad Z dada por la matriz homogénea se obtiene la matriz de interacción.
- Finalmente, la velocidad del robot se ajusta para corregir la diferencia entre la posición actual y la posición deseada.

## Resultados

Para cumplir con el objetivo principal de este trabajo, se inició con el diseño de un entorno virtual en el cual el robot pudiera moverse de manera autónoma, planificando trayectorias eficientes para desplazarse entre los camellones del cultivo. Posteriormente, se procedió a la obtención de imágenes de referencia necesarias para la navegación visual del sistema. Finalmente, se implementó y ejecutó la cámara en tiempo real, integrando esta información en el entorno simulado, lo que permitió realizar la simulación SITL, validando el comportamiento del robot en condiciones cercanas a las reales. Adicionalmente, se incluyó la recolección y análisis de datos relevantes, como la posición, velocidad del robot y el error en píxeles en el control visual, lo cual fue graficado para realizar un análisis más detallado del rendimiento del sistema.

### Diseño del entorno simulado

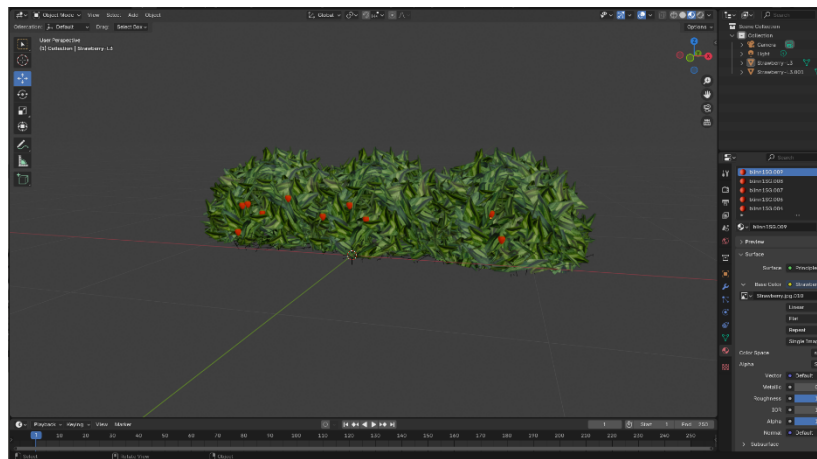


Figura 2. Diseño del arbusto con fresas en blender  
Fuente: Autoría propia

El software Blender fue utilizado para el modelado tridimensional de los elementos del entorno de cultivo de fresas, incluyendo el arbusto, los frutos y el suelo. Cada uno de los modelos fue escalado y ajustado a dimensiones precisas, garantizando que el robot pudiera navegar de manera adecuada en el entorno simulado. Tras finalizar el diseño de los modelos, estos fueron exportados en un formato compatible y posteriormente integrados en Gazebo, donde se construyó el entorno virtual, que replica un campo de cultivo de fresas (ver Figura 3), representando las condiciones reales en las que operaría el robot.



Figura 3. Mundo de cultivo de fresas  
Fuente: Autoría propia



## Simulación

Se utilizó una simulación SITL como primer paso en el desarrollo y validación de las trayectorias del robot. Este enfoque permitió probar el comportamiento del sistema de control en un entorno simulado antes de implementarlo en hardware real, asegurando un proceso de desarrollo más seguro y eficiente.

Como se explicó en metodología se necesitan de dos imágenes una imagen de referencia y una actual, entonces una vez que se obtienen dichas imágenes estas pasan por la detección de puntos tal y como se ve en la siguiente Figura.

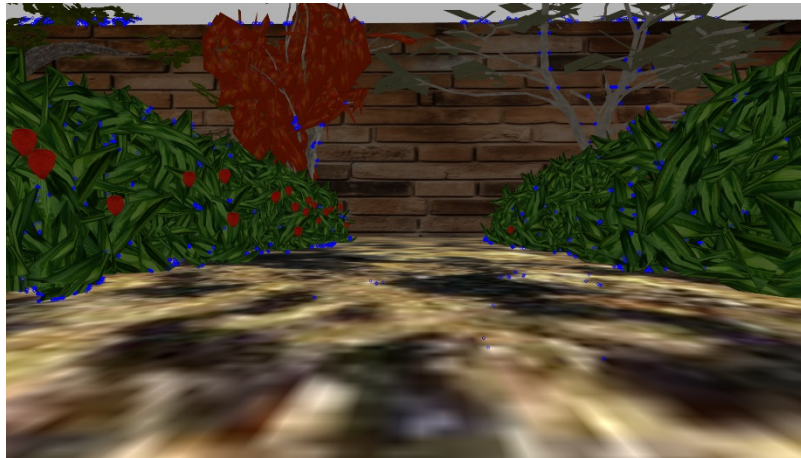


Figura 4. Detección de puntos  
Fuente: Autoría propia

A partir de los puntos detectados, se realiza una filtración para eliminar aquellos puntos innecesarios, conservando solo los good matches (coincidencias relevantes). Para cada punto en la primera imagen, se traza una línea que conecta con su correspondiente en la segunda imagen, representando el mismo punto en el espacio, pero capturado desde una posición diferente debido a la diferencia de perspectiva entre las cámaras.

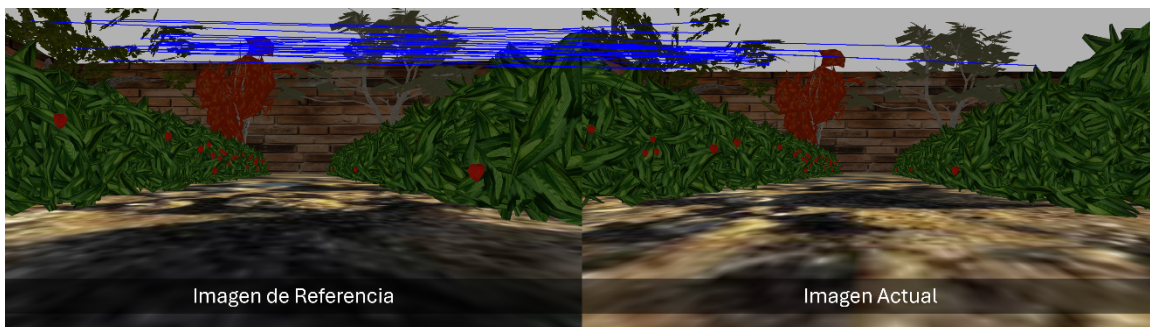


Figura 5. Punto de vista inicial del vehículo  
Fuente: Autoría propia

Como se aprecia en la Figura 5, la imagen actual con la de referencia no se parecen, y las líneas epipolares no parecen estar rectas unas con otras, entonces lo que hace el vehículo es avanzar hasta que las líneas epipolares sean completamente rectas y esto solo sucede cuando los puntos de una imagen con la otra tienen la misma posición, es decir las imágenes son similares una con otra. Tal y como se ve en la Figura 6.

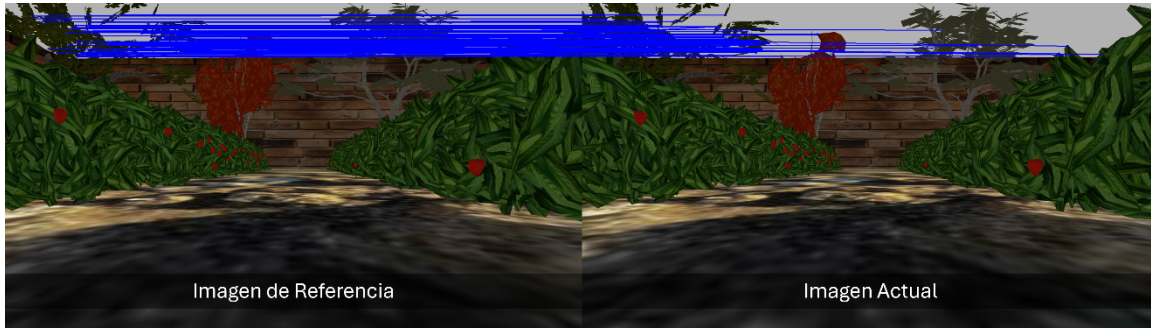


Figura 6. Punto de vista final del vehículo  
Fuente: Autoría propia

### Análisis Gráfico del Desempeño del Sistema

Para evaluar la precisión del cambio de posición desde la posición inicial hasta la posición final en relación con las imágenes capturadas, se elaboró la siguiente gráfica:

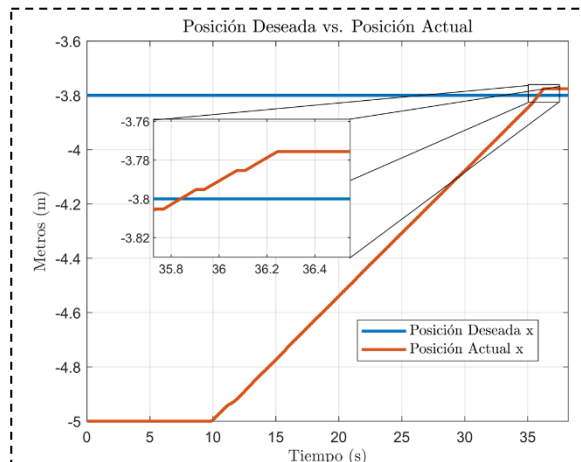


Figura 7. Gráfica de posición  
Fuente: Autoría propia

La posición deseada, mostrada en la Figura 7, corresponde a la ubicación en la que se tomó la imagen de referencia con respecto al marco de referencia del entorno. El robot comenzó en una posición inicial de  $-5\text{ m}$ , con una distancia de  $1.2\text{ m}$  respecto a la imagen objetivo. Durante la ejecución de la tarea, el robot se desplazó hasta que la imagen de referencia coincidiera con la imagen actual, lo cual puede observarse a través del cambio de posición del robot a lo largo del tiempo. Este desplazamiento ocurrió únicamente en el eje  $x$ , describiendo una trayectoria recta. Al final de la trayectoria, se registró un pequeño error aproximado de  $0.03\text{ m}$ , lo que refleja la precisión del sistema de control visual.

Conforme el robot recorre una primera trayectoria este va tomando la decisión por si mismo de si requiere girar a la izquierda o a la derecha, y también si se mueve hacia adelante o hacia atrás, su velocidad depende mucho de los valores dados por el error del control. Entonces la Figura 8 muestra tres gráficos que describen el comportamiento dinámico del robot durante la ejecución de una tarea de control visual. El primer gráfico representa la velocidad angular en el eje  $z$  (en radianes por segundo) a lo largo del tiempo, donde se observa una breve variación cerca de los 10 segundos, seguida de un valor constante cercano a cero, lo que indica una estabilización en la orientación del robot.



El segundo gráfico ilustra la velocidad lineal en el eje x (en metros por segundo) en función del tiempo. Se observa un aumento inicial de la velocidad hasta estabilizarse alrededor de 0.05 m/s, con una breve reversión a valores negativos que podría estar relacionada con una corrección de trayectoria, antes de que el robot vuelva a avanzar hacia la posición deseada.

Finalmente, el tercer gráfico muestra el error en píxeles del control visual a lo largo del tiempo. Se aprecia un incremento inicial del error, seguido por oscilaciones mientras el robot ajusta su posición para alinear la imagen de referencia con la imagen actual. Aunque el error fluctúa, tiende a estabilizarse, alcanzando un valor cercano a cero al finalizar la tarea, lo que refleja la efectividad del sistema de control visual para reducir el error durante la navegación.

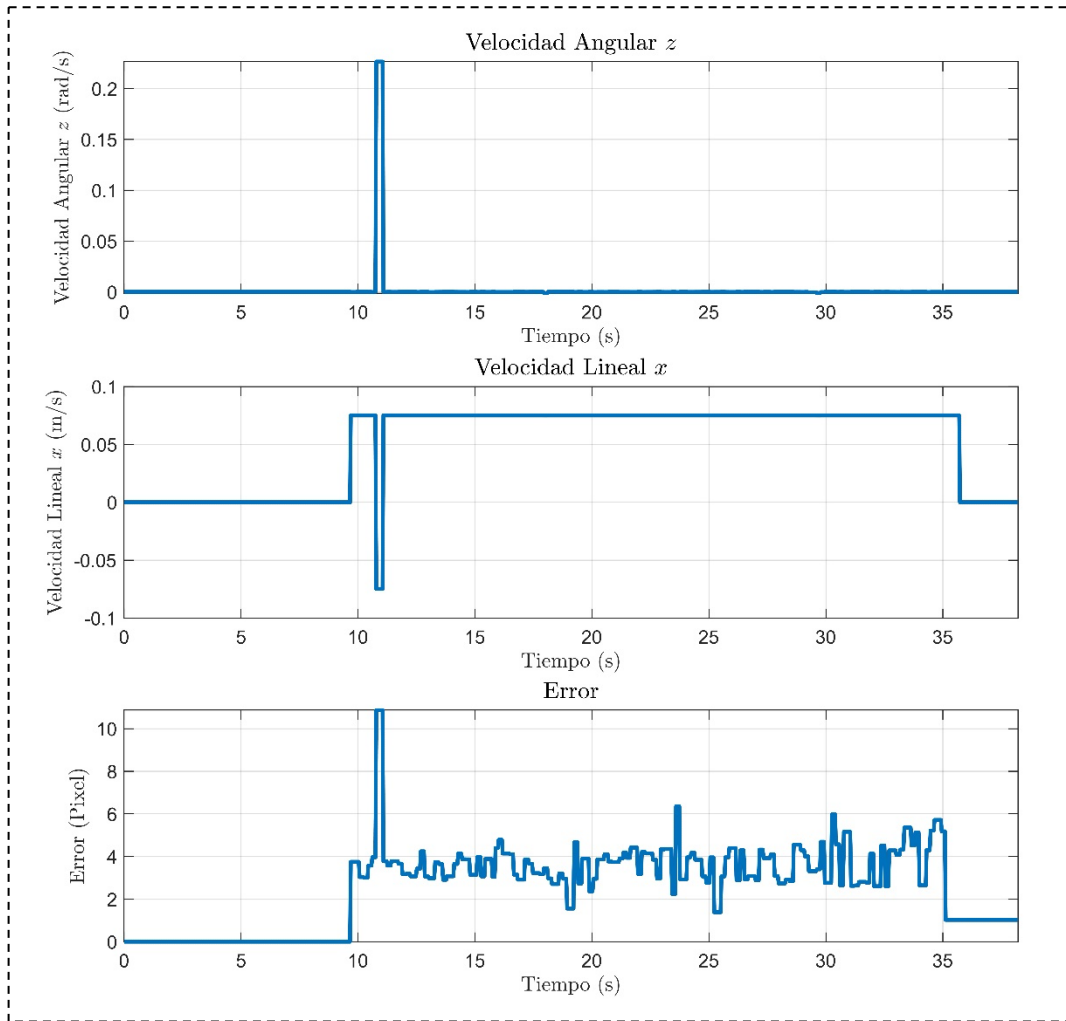


Figura 8. Análisis del Comportamiento Dinámico del Robot: Velocidades y Error en el Control Visual  
 Fuente: Autoría propia

## Conclusión

El desarrollo y validación de la autonomía del robot mediante la simulación SITL han demostrado la capacidad del sistema para realizar la planificación de trayectorias y la navegación autónoma con precisión en un entorno controlado. El diseño de un entorno virtual, basado en un cultivo de fresas, permitió implementar un sistema de control visual, donde el robot fue capaz de ajustar su posición utilizando imágenes de referencia. Este enfoque de control visual, junto con la integración de cámaras en tiempo real y la recolección de datos proporciona un marco sólido para la navegación autónoma. Los resultados confirman la eficacia del control

visual implementado, mostrando un rendimiento consistente en la alineación de las imágenes de referencia con las imágenes capturadas, lo cual es crucial para aplicaciones de robótica móvil en entornos agrícolas o similares.

## Trabajos Futuros

Como siguiente paso, se plantea la implementación del sistema simulado en un robot físico, utilizando un carrito real (Ver Figura 9) para validar los resultados obtenidos en el entorno virtual. Esto permitirá evaluar la efectividad del control visual y la planificación de trayectorias en condiciones reales, considerando factores como las imprecisiones mecánicas, la interacción con el entorno físico y las variaciones en los sensores. Además, se podrán ajustar los algoritmos de control para mejorar la precisión y robustez del sistema en entornos dinámicos y no controlados, consolidando así su aplicabilidad en tareas de navegación autónoma en escenarios agrícolas o similares.

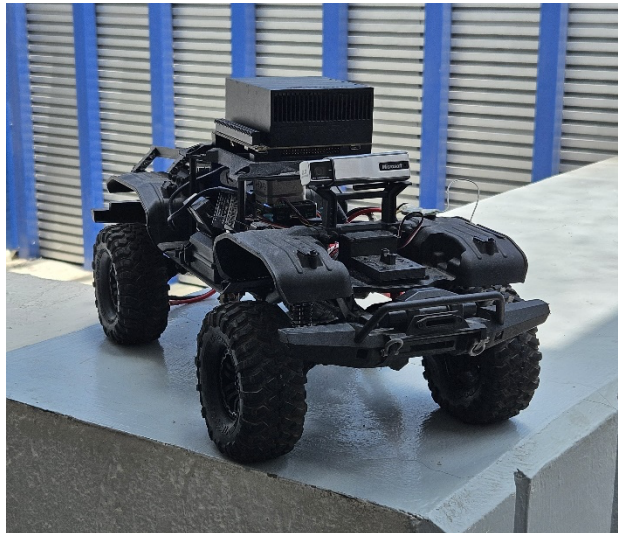


Figura 9. Carrito Autónomo para Implementación en Condiciones Reales  
Fuente: Autoría propia

## Referencias

- Chaumette, F., & Hutchinson, S. (2006). Visual servo control, Part I: Basic approaches. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 82-90.
- Costanzo, M., Maria, G. D., & Natale, C. (2024). Homography-Based Sampled-Data Visual Servoing. *IEEE Control Systems Letters*, 754 - 759.
- Economista, E. (28 de Noviembre de 2023). *El Economista*. Obtenido de Principales factores de riesgo en la producción agropecuaria de México: <https://www.economista.com.mx/empresas/Principales-factores-de-riesgo-en-la-produccion-agropecuaria-de-Mexico-20231128-0023.html>
- Feng, Q., Zheng, W., Qiu, Q., Jiang, K., & Guo, R. (2012). Study on strawberry robotic harvesting system. *CSAE 2012 - Proceedings, 2012 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering*.
- Flores, A., Verdin, R., Moreno, H., & Flores, G. (2023). Development, model, simulation, and real test of a new fully actuated quadrotor. *2023 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2023*, 1324-1330.
- Gonçalves, T., Azinheira, J., & Rives, P. (2010). Homography-based visual servoing of an aircraft for automatic approach and landing. *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1050 - 4729.
- Li, B., Fang, Y., & Zhang, X. (2013). Essential-Matrix-Based Visual Servoing of Nonholonomic Mobile Robots without Short Baseline Degeneration. *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*, 1085-1992.
- Mariottini, G. L., Oriolo, G., & Prattichizzo, D. (2007). Image-Based Visual Servoing for Nonholonomic Mobile Robots Using Epipolar Geometry. *IEEE Transactions on Robotics*, 87 - 100.
- Mejia, G., Oca, A. M., & Flores, G. (2023). Strawberry localization in a ridge planting with an autonomous rover. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.
- Nath, S. (2024). A vision of precision agriculture: Balance between agricultural sustainability and environmental stewardship. *Agronomy Journal*, 1126 - 1143.
- Pire, T., Mujica, M., Civera, J., & Kofman, E. (2019). The Rosario dataset: Multisensor data for localization and mapping in agricultural environments. *The International Journal of Robotics Research*.
- Rural, S. d. (2023). *Hablemos de... la agricultura en México (Parte 1)*. Gobierno de México.
- Verdin, R., Ramirez, G., Rivera, C., & Flores, G. (2021). Teleoperated aerial manipulator and its avatar. Communication, system's interconnection, and virtual world. *2021 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2021*, 1488-1493.
- Xiong, Y., Ge, Y., Grimstad, L., & From, P. J. (2020). An autonomous strawberry-harvesting robot: Design, development, integration, and field evaluation. *Journal of Field Robotics*, 202 - 224.

