



UNCUYO
UNIVERSIDAD
NACIONAL DE CUYO

Proyecto Final de Estudios

Cosechador de Lechugas Autónomo con Unidad de Detección por Inteligencia Artificial

Brenda Gudiño
Alan Vignolo

Fecha de presentación: XX/XX/2025

Índice general

Resumen	3
1. Introducción	4
1.1. Contexto y Motivación	4
1.2. Objetivos del Proyecto	4
1.3. Alcance y Limitaciones	4
1.4. Estructura del Documento	4
2. Marco Teórico	5
2.1. Sistemas de Control Jerárquico	5
2.2. Fundamentos de Visión Artificial y Aprendizaje Profundo	5
2.2.1. Procesamiento Digital de Imágenes	5
2.2.2. Detección y Análisis de Contornos	9
2.2.3. Clasificación Basada en Análisis Morfológico	15
2.3. Cinemática de Robots Cartesianos	21
2.4. Sistemas de Transmisión Mecánica	21
2.4.1. Sistemas de Transmisión	21
2.5. Control de Motores Paso a Paso	25
3. Desarrollo del Sistema	26
3.1. Arquitectura General del Sistema	26
3.2. Modelado y Diseño Mecánico	26
3.2.1. Especificaciones de Diseño y Restricciones	26
3.2.2. Análisis Cinemático del Sistema	27
3.2.3. Sistema de Movimiento Horizontal	27
3.2.4. Sistema de Movimiento Vertical	30
3.2.5. Brazo Robótico	33
3.2.6. Modelado CAD y Fabricación	35
3.3. Sistema de Control de Bajo Nivel (Nivel Regulatorio)	40
3.3.1. Arquitectura del Nivel Regulatorio	40
3.3.2. Hardware de Control - Arduino Mega 2560	40
3.3.3. Selección y Dimensionamiento de Actuadores	40
3.3.4. Sensores de Seguridad	40
3.3.5. Control de Movimiento	40
3.3.6. Protocolo de Comunicación UART	40
3.4. Sistema de Supervisión y Alta Gestión (Nivel Supervisor)	40
3.4.1. Arquitectura del Nivel Supervisor	40
3.4.2. Hardware Supervisor - Raspberry Pi 4	40
3.4.3. Máquina de Estados Supervisora	40
3.4.4. Coordinación con Nivel Regulatorio	40
3.5. Inteligencia Artificial y Visión por Computadora	40
3.5.1. Arquitectura y Pipeline de Procesamiento	40
3.5.2. Sistema de Posicionamiento Visual	40
3.5.3. Sistema de Clasificación de Cultivos	40
3.5.4. Mapeo y Optimización de Rutas	40

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

3.6. Interfaz de Usuario y Supervisión	43
3.7. Montaje e Integración	43
4. Pruebas y Resultados	44
4.1. Metodología de Pruebas	44
4.2. Pruebas del Sistema Mecánico	44
4.3. Pruebas del Sistema de Control	44
4.4. Pruebas del Sistema de IA	44
4.5. Pruebas de Integración	44
4.6. Análisis de Resultados	44
5. Conclusiones y Trabajo Futuro	45
5.1. Conclusiones Generales	45
5.2. Aportes del Proyecto	45
5.3. Trabajo Futuro	45
A. Diagramas Eléctricos Completos	46
B. Código Fuente Relevante	47
C. Especificaciones Técnicas de Componentes	48
D. Manual de Usuario	49
E. Hojas de Datos	50
Referencias	51

Resumen

1. Introducción

1.1. Contexto y Motivación

1.2. Objetivos del Proyecto

1.3. Alcance y Limitaciones

1.4. Estructura del Documento

2. Marco Teórico

2.1. Sistemas de Control Jerárquico

2.2. Fundamentos de Visión Artificial y Aprendizaje Profundo

2.2.1. Procesamiento Digital de Imágenes

El procesamiento digital de imágenes constituye el fundamento tecnológico de los sistemas de visión artificial aplicados a robótica agrícola. Esta disciplina permite transformar datos visuales crudos capturados por cámaras en información estructurada y procesable por algoritmos de decisión, integrando conceptos de análisis matemático, álgebra lineal y teoría de señales.

Representación Digital de Imágenes

Una imagen digital se define matemáticamente como una función bidimensional discreta $f(x, y)$, donde las coordenadas espaciales (x, y) representan posiciones en el plano de la imagen y el valor de la función indica la intensidad luminosa en cada punto. Para imágenes a color en formato RGB, esta representación se extiende a un espacio tridimensional:

$$\mathbf{I}(x, y) = \begin{bmatrix} R(x, y) \\ G(x, y) \\ B(x, y) \end{bmatrix} \in [0, 255]^3 \quad (2.1)$$

donde R , G y B representan los canales de color rojo, verde y azul respectivamente. Esta codificación permite representar aproximadamente 16.7 millones de colores distintos (256^3), cubriendo ampliamente el espectro visible necesario para aplicaciones de agricultura de precisión.

La resolución espacial de una imagen determina la cantidad de información disponible para el análisis. Una imagen de dimensiones $M \times N$ píxeles contiene $M \cdot N$ elementos de información, cada uno representando el promedio de la radiancia incidente sobre el área del sensor correspondiente a ese píxel.

Espacios de Color y Transformaciones

El espacio de color RGB, aunque intuitivo y ampliamente utilizado en sistemas de captura, presenta limitaciones para ciertas tareas de procesamiento debido a su fuerte correlación entre canales y sensibilidad a variaciones de iluminación. Por esta razón, la conversión a espacios de color alternativos resulta fundamental en visión por computadora.

Espacio HSV (Hue, Saturation, Value)

El espacio HSV separa la información cromática (matiz y saturación) de la información de iluminación (valor), proporcionando robustez frente a cambios en las condiciones de luz. La transformación de RGB a HSV se define mediante:

$$V = \max(R, G, B) \quad (2.2)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & \text{si } V \neq 0 \\ 0 & \text{si } V = 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

$$H = \begin{cases} 60^\circ \cdot \frac{G-B}{V-\min(R,G,B)} & \text{si } V = R \\ 60^\circ \cdot \left(2 + \frac{B-R}{V-\min(R,G,B)}\right) & \text{si } V = G \\ 60^\circ \cdot \left(4 + \frac{R-G}{V-\min(R,G,B)}\right) & \text{si } V = B \end{cases} \quad (2.4)$$

Esta descomposición resulta particularmente ventajosa para la detección de elementos basada en contraste y brillo.

El Canal V como Descriptor de Intensidad

El canal V (Value) captura la intensidad luminosa independientemente del color, representando el brillo máximo entre los tres canales RGB. Esta propiedad lo convierte en un descriptor ideal para detectar objetos oscuros contra fondos claros o viceversa.

Para la detección de elementos de contraste oscuro (como marcadores negros o cintas de cultivo), el canal V permite una segmentación robusta mediante umbralización:

$$\text{Objeto oscuro} \Leftrightarrow V(x, y) < T_V \quad (2.5)$$

donde T_V es un umbral empírico que depende de las condiciones de iluminación del entorno. En aplicaciones de cultivo hidropónico bajo iluminación controlada, valores típicos son $T_V \in [30, 70]$, permitiendo detectar elementos con baja reflectancia sin ser afectados por variaciones de color.

Ventajas del Canal V para Detección

La separación de la información de brillo en el canal V ofrece ventajas operativas críticas:

- **Invariancia parcial a color:** Elementos oscuros se detectan independientemente de su matiz (negro, azul oscuro, verde oscuro)
- **Umbralización simple:** Un único parámetro T_V define la separación
- **Robustez ante variaciones uniformes:** Cambios globales de iluminación afectan proporcionalmente todos los píxeles
- **Eficiencia computacional:** Operaciones sobre un único canal en lugar de tres

Matemáticamente, el canal V satisface:

$$V(\alpha \cdot \mathbf{I}_{RGB}) = \alpha \cdot V(\mathbf{I}_{RGB}) \quad \forall \alpha > 0 \quad (2.6)$$

donde α representa un factor de escala de iluminación global. Esta linealidad permite compensar variaciones uniformes de brillo mediante ajustes del umbral.

Umbralización y Segmentación

La umbralización constituye una técnica fundamental de segmentación que particiona una imagen en regiones de interés mediante la comparación de intensidades de píxeles contra valores de referencia.

Umbralización Binaria Inversa

En escenarios donde los elementos de interés presentan intensidades menores que el fondo, la umbralización inversa resulta esencial:

$$g(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } f(x, y) < T \\ 0 & \text{si } f(x, y) \geq T \end{cases} \quad (2.7)$$

Esta operación genera una imagen binaria donde los píxeles blancos (255) corresponden a regiones oscuras de la imagen original. Es la técnica empleada para detectar cintas de cultivo negras, tubos oscuros y marcadores de contraste en agricultura de precisión.

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Aplicación al Canal V para Detección de Oscuros

La combinación de conversión HSV y umbralización inversa del canal V proporciona un método robusto para segmentar elementos oscuros:

$$\text{Máscara}(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } V(x, y) < T_V \\ 0 & \text{si } V(x, y) \geq T_V \end{cases} \quad (2.8)$$

Por ejemplo, con $T_V = 50$, se destacan todos los píxeles con valor de brillo inferior a 50, típicamente correspondientes a superficies oscuras como:

- Cintas de identificación negras
- Tubos de cultivo sin contenido
- Tierra o sustrato oscuro
- Sombras pronunciadas

Selección Empírica del Umbral

A diferencia de métodos adaptativos como Otsu, en entornos controlados resulta más efectivo establecer umbrales fijos determinados experimentalmente. El procedimiento consiste en:

1. Capturar imágenes representativas del escenario operativo
2. Analizar histograma del canal V para objetos de interés
3. Identificar el rango de valores V que caracteriza consistentemente dichos objetos
4. Establecer T_V en el punto que maximiza separación entre objeto y fondo
5. Validar con conjunto de prueba diverso

Este enfoque aprovecha el conocimiento específico del entorno operativo, resultando en umbrales más robustos que métodos automáticos que no consideran la naturaleza del problema.

Operaciones Morfológicas

Las operaciones morfológicas manipulan la forma y estructura de objetos en imágenes binarias mediante la aplicación de elementos estructurantes. Se fundamentan en la teoría de conjuntos y permiten eliminar ruido, rellenar huecos y separar objetos conectados.

Erosión

La erosión reduce el tamaño de los objetos eliminando píxeles del perímetro:

$$(A \ominus B)(x, y) = \min_{(s,t) \in B} \{A(x + s, y + t)\} \quad (2.9)$$

donde A es la imagen binaria y B es el elemento estructurante. Esta operación elimina pequeñas protuberancias y separa objetos débilmente conectados.

Dilatación

La dilatación expande los objetos añadiendo píxeles al perímetro:

$$(A \oplus B)(x, y) = \max_{(s,t) \in B} \{A(x + s, y + t)\} \quad (2.10)$$

Esta operación rellena pequeños huecos y conecta regiones próximas.

Apertura y Cierre

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Estas operaciones compuestas combinan erosión y dilatación para refinar máscaras:

$$\text{Apertura: } A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.11)$$

$$\text{Cierre: } A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.12)$$

La apertura elimina pequeños objetos y protuberancias manteniendo el tamaño aproximado de objetos grandes. El cierre rellena huecos pequeños y conecta componentes próximos, resultando esencial para consolidar regiones fragmentadas.

Elementos Estructurantes

La forma y tamaño del elemento estructurante B determina el comportamiento de las operaciones morfológicas:

- **Cuadrado** 3×3 : Operaciones isotrópicas básicas
- **Cuadrado** 5×5 : Mayor alcance, elimina ruido moderado
- **Rectangular vertical** 7×3 : Conectividad preferencial vertical, útil para unir fragmentos de objetos alargados verticalmente

La secuencia típica de refinamiento morfológico en aplicaciones de cultivo es:

1. Apertura (3×3 , 2 iteraciones) - elimina ruido puntual
2. Cierre (3×3 , 2 iteraciones) - rellena huecos pequeños
3. Cierre (5×5 , 2 iteraciones) - conecta regiones próximas
4. Cierre vertical (7×3 , 1 iteración) - unifica objetos verticalmente fragmentados

Calibración y Transformación de Coordenadas

La calibración establece la correspondencia entre coordenadas píxel en la imagen y coordenadas físicas en el espacio de trabajo. Esta transformación es fundamental para convertir mediciones visuales en comandos de movimiento precisos.

Modelo de Transformación Lineal

Para configuraciones donde la cámara observa perpendicular al plano de trabajo a distancia constante, la transformación píxel-a-métrica puede aproximarse mediante un modelo lineal afín:

$$d_{mm} = a \cdot d_{px} + b \quad (2.13)$$

donde d_{px} es la distancia medida en píxeles, d_{mm} la distancia física en milímetros, y a, b son parámetros de calibración. El coeficiente a representa la escala (mm/píxel) y b un offset sistemático.

Para sistemas bidimensionales, la transformación se expresa como:

$$\begin{bmatrix} x_{mm} \\ y_{mm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x & 0 \\ 0 & a_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{px} \\ y_{px} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

donde a_x, a_y son factores de escala independientes (permitiendo píxeles no cuadrados o perspectiva leve) y b_x, b_y son desplazamientos de origen.

Estimación de Parámetros por Mínimos Cuadrados

Los parámetros de calibración se estiman mediante regresión lineal a partir de pares de puntos de correspondencia conocidos. Dado un conjunto de N mediciones:

$$\{(d_{px,i}, d_{mm,i})\}_{i=1}^N \quad (2.15)$$

el problema de mínimos cuadrados minimiza el error cuadrático:

$$\min_{a,b} \sum_{i=1}^N (d_{mm,i} - (a \cdot d_{px,i} + b))^2 \quad (2.16)$$

La solución analítica se obtiene mediante las ecuaciones normales:

$$a = \frac{N \sum d_{px,i} d_{mm,i} - \sum d_{px,i} \sum d_{mm,i}}{N \sum d_{px,i}^2 - (\sum d_{px,i})^2} \quad (2.17)$$

$$b = \frac{\sum d_{mm,i} - a \sum d_{px,i}}{N} \quad (2.18)$$

Este método garantiza la solución óptima en el sentido de mínimos cuadrados, minimizando el error cuadrático medio.

Procedimiento de Calibración

El proceso de calibración consiste en:

1. Colocar marcadores de referencia en el espacio de trabajo en posiciones conocidas
2. Capturar imagen y detectar posiciones de marcadores en píxeles
3. Medir físicamente distancias entre marcadores (con calibre o regla)
4. Calcular distancias en píxeles entre los mismos marcadores en la imagen
5. Aplicar regresión lineal para estimar parámetros a, b
6. Validar con mediciones independientes

Validación Estadística

La precisión de la calibración se cuantifica mediante el error cuadrático medio (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_{mm,i} - \hat{d}_{mm,i})^2} \quad (2.19)$$

donde $\hat{d}_{mm,i} = a \cdot d_{px,i} + b$ son las predicciones del modelo. Valores de RMSE inferiores a 1-2mm resultan aceptables para aplicaciones de manipulación agrícola de precisión, considerando las tolerancias biológicas de los cultivos.

El coeficiente de determinación R^2 complementa la evaluación:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (d_{mm,i} - \hat{d}_{mm,i})^2}{\sum (d_{mm,i} - \bar{d}_{mm})^2} \quad (2.20)$$

donde \bar{d}_{mm} es la media de las distancias reales. Valores $R^2 > 0,99$ indican excelente ajuste lineal, validando la aproximación del modelo.

2.2.2. Detección y Análisis de Contornos

La detección de contornos constituye una técnica fundamental en visión por computadora para la identificación y caracterización de objetos en imágenes. Los contornos representan las fronteras entre regiones con propiedades visuales distintas, proporcionando información estructural esencial para el reconocimiento y clasificación de elementos.

Definición Matemática de Contorno

Un contorno se define como la secuencia ordenada de píxeles que forman el límite de una región conexa en una imagen binaria:

$$C = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n \quad \text{donde } (x_i, y_i) \in \partial R \quad (2.21)$$

siendo ∂R la frontera topológica de la región R . Formalmente, un punto (x, y) pertenece a ∂R si es parte de la región pero tiene al menos un vecino que no pertenece a ella:

$$(x, y) \in R \quad \wedge \quad \exists (x', y') \in \mathcal{N}(x, y) : (x', y') \notin R \quad (2.22)$$

donde $\mathcal{N}(x, y)$ representa el vecindario del píxel. La definición de vecindario determina la conectividad del contorno:

- **4-conectividad:** Vecinos arriba, abajo, izquierda, derecha
- **8-conectividad:** Incluye diagonales, genera contornos más suaves

Algoritmo de Detección de Contornos de Suzuki-Abe

El algoritmo de Suzuki-Abe detecta simultáneamente contornos externos e internos (huecos), organizándolos jerárquicamente. Es el método implementado en OpenCV mediante la función `findContours`.

Principio de Funcionamiento

El algoritmo recorre la imagen binaria en orden raster (izquierda-derecha, arriba-abajo) y, al encontrar un píxel de objeto aún no visitado, inicia el rastreo del contorno. Define dos tipos de bordes:

- **Contorno externo:** Límite exterior de una región de objeto
- **Contorno interno:** Límite de un hueco dentro del objeto

La jerarquía se representa mediante relaciones padre-hijo:

$$\text{Jerarquía}_i = \{\text{Siguiente}, \text{Previo}, \text{Primer_Hijo}, \text{Padre}\} \quad (2.23)$$

donde cada elemento apunta al índice del contorno correspondiente en la lista.

Modos de Recuperación

Los modos de recuperación determinan qué contornos se extraen:

- **RETR_EXTERNAL:** Solo contornos externos de nivel superior
- **RETR_LIST:** Todos los contornos sin jerarquía
- **RETR_TREE:** Jerarquía completa de contornos anidados

Para aplicaciones de cultivo donde interesa detectar objetos individuales sin relaciones jerárquicas complejas, **RETR_EXTERNAL** resulta suficiente y eficiente.

Métodos de Aproximación

El parámetro de aproximación controla la representación del contorno:

- **CHAIN_APPROX_NONE:** Almacena todos los puntos del contorno
- **CHAIN_APPROX_SIMPLE:** Comprime segmentos horizontales/verticales

CHAIN_APPROX_NONE preserva toda la información geométrica, necesario para análisis morfológico detallado.

Descriptores Geométricos de Contornos

Los descriptores cuantifican propiedades estructurales de los contornos, permitiendo clasificación y reconocimiento de formas.

Área

El área encerrada por un contorno se calcula mediante la fórmula del Shoelace (algoritmo de Gauss):

$$A = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=0}^{n-1} (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \right| \quad (2.24)$$

donde $(x_n, y_n) = (x_0, y_0)$ para cerrar el contorno. Esta fórmula es eficiente computacionalmente ($\mathcal{O}(n)$) y proporciona el área exacta del polígono.

Perímetro

La longitud del contorno se calcula como:

$$P = \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (2.25)$$

El perímetro es sensible a la resolución de la imagen y al ruido del contorno.

Rectángulo Delimitador (Bounding Box)

El bounding box es el rectángulo alineado a ejes que contiene completamente al contorno:

$$\text{BBox} = (x_{\min}, y_{\min}, w, h) \quad (2.26)$$

donde:

$$x_{\min} = \min_i x_i, \quad y_{\min} = \min_i y_i \quad (2.27)$$

$$w = \max_i x_i - x_{\min}, \quad h = \max_i y_i - y_{\min} \quad (2.28)$$

Centroide

El centro de masa del contorno se calcula como:

$$\bar{x} = \frac{1}{6A} \sum_{i=0}^{n-1} (x_i + x_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (2.29)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{6A} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i + y_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (2.30)$$

donde A es el área calculada previamente.

Filtrado de Contornos

En aplicaciones reales, las imágenes binarias contienen múltiples contornos, muchos correspondientes a ruido o elementos irrelevantes. El filtrado elimina contornos no deseados según criterios específicos del problema.

Filtrado por Área

Eliminar contornos cuya área esté fuera de un rango esperado:

$$\text{Contorno válido} \Leftrightarrow A_{\min} \leq A_{\text{contorno}} \leq A_{\max} \quad (2.31)$$

Los umbrales se establecen según el tamaño esperado de objetos de interés. Por ejemplo, para detectar plantas en tubos de cultivo de área conocida, se pueden establecer límites adaptativos:

$$A_{min} = 0,01 \cdot A_{imagen}, \quad A_{max} = 0,6 \cdot A_{imagen} \quad (2.32)$$

filtrando tanto ruido puntual como regiones que abarcan casi toda la imagen.

Filtrado por Posición

Descartar contornos que tocan los bordes de la imagen, ya que generalmente están incompletos:

$$\text{Toca borde} \Leftrightarrow \exists (x_i, y_i) \in C : x_i < \delta \vee x_i > W - \delta \vee y_i < \delta \vee y_i > H - \delta \quad (2.33)$$

donde W, H son dimensiones de la imagen y δ es un margen de tolerancia (típicamente 5 píxeles). Adicionalmente, se puede verificar proximidad a un margen interno:

$$\text{Cerca de borde} \Leftrightarrow x_{min} < m_W \vee x_{max} > W - m_W \vee y_{min} < m_H \vee y_{max} > H - m_H \quad (2.34)$$

donde $m_W = 0,12W$ y $m_H = 0,12H$ definen un margen del 12% desde cada borde.

Filtrado por Inclusión del Centro

Priorizar contornos que encierran el punto central de la imagen, asumiendo que el objeto de interés está centrado:

$$\text{Encierra centro} \Leftrightarrow (W/2, H/2) \in \text{Interior}(C) \quad (2.35)$$

Esto se verifica mediante el algoritmo de ray casting o la función `pointPolygonTest` de OpenCV.

Análisis de Regiones Parciales del Contorno

En muchas aplicaciones, el análisis de regiones específicas del contorno proporciona información más robusta que el contorno completo. Esto es particularmente útil cuando los objetos tienen geometría variable en diferentes zonas.

Extracción del Segmento Inferior

Para objetos verticales donde la base tiene geometría más consistente (como cintas de cultivo en tubos), analizar solo el 10% inferior mejora la robustez:

$$\text{Región base} = \{(x, y) \in C : y \geq y_{max} - 0,1 \cdot h\} \quad (2.36)$$

donde $h = y_{max} - y_{min}$ es la altura del bounding box.

Ancho Efectivo de la Base

El ancho de la base se calcula como el rango horizontal de píxeles en la región inferior:

$$w_{base} = \max_{(x,y) \in \text{base}} x - \min_{(x,y) \in \text{base}} x + 1 \quad (2.37)$$

Este descriptor es más estable que el ancho del bounding box completo, especialmente cuando la parte superior del objeto es irregular.

Consistencia de Ancho

La varianza del ancho a lo largo de la región base cuantifica la regularidad geométrica:

$$\text{Consistencia} = 1 - \frac{\sigma_w}{\bar{w}} \quad (2.38)$$

donde σ_w es la desviación estándar de anchos por fila y \bar{w} el ancho promedio. Valores cercanos a 1 indican bases rectangulares consistentes.

Ocupación de la Base

La proporción del rectángulo base ocupada por píxeles del contorno:

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

$$\text{Ocupación} = \frac{N_{pxeles_base}}{w_{base} \times h_{base}} \quad (2.39)$$

Bases sólidas tienen ocupación >0.8 , mientras formas irregulares tienen menor ocupación.

Métricas de Forma para Clasificación

Rectangularidad de la Base

Mide qué tan rectangular es la región inferior del contorno:

$$\text{Rectangularidad} = \frac{A_{contorno_base}}{A_{bbox_base}} \quad (2.40)$$

donde $A_{contorno_base}$ es el área del contorno en la región base y A_{bbox_base} el área del rectángulo delimitador de esa región. Valores >0.9 indican bases casi rectangulares, típicas de cintas o marcadores fabricados.

Rectitud de la Base

Evalúa qué tan horizontal es el borde inferior:

$$\text{Rectitud} = 1 - \frac{\sigma_y}{h_{tolerancia}} \quad (2.41)$$

donde σ_y es la desviación estándar de las coordenadas y de los píxeles de la base, y $h_{tolerancia}$ es un valor de referencia (ej. 5 píxeles). Bases perfectamente horizontales tienen $\sigma_y \approx 0$.

Análisis Estadístico de Píxeles Internos

Además de la geometría del contorno, el contenido interno proporciona información cromática para clasificación.

Creación de Máscara de Región

Dada una imagen multicanal \mathbf{I} y un contorno C , se crea una máscara binaria:

$$M(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } (x, y) \in \text{Interior}(C) \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2.42)$$

Ratios de Color

Para clasificar entre objetos con diferente composición cromática (ej. lechugas verdes vs. tubos negros), se calculan proporciones de píxeles de cada clase dentro del contorno.

Dadas máscaras de color verde M_G y negro M_B :

$$\text{Ratio verde} = \frac{\sum_{(x,y)} M(x, y) \wedge M_G(x, y)}{\sum_{(x,y)} M(x, y)} \quad (2.43)$$

$$\text{Ratio negro} = \frac{\sum_{(x,y)} M(x, y) \wedge M_B(x, y)}{\sum_{(x,y)} M(x, y)} \quad (2.44)$$

donde \wedge denota operación AND bit a bit.

Intensidad Promedio

El brillo medio de píxeles internos:

$$\bar{I} = \frac{\sum_{(x,y): M(x,y)>0} I_{gray}(x, y)}{\sum_{(x,y)} M(x, y)} \quad (2.45)$$

Esta métrica complementa los ratios de color para mejorar la discriminación.

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Score Combinado para Selección

Cuando múltiples contornos cumplen filtros básicos, se requiere un criterio cuantitativo para seleccionar el más relevante. Un score combinado pondera múltiples descriptores:

$$S_{total} = w_1 S_{ancho} + w_2 S_{consistencia} + w_3 S_{ocupacin} + w_4 S_{rectitud} + S_{bonus} \quad (2.46)$$

donde cada $S_i \in [0, 1]$ es un score normalizado y w_i son pesos que reflejan importancia relativa.

Normalización de Scores

Los descriptores se normalizan a $[0, 1]$:

$$S_{ancho} = \min \left(\frac{w_{base}}{w_{ref}}, 1 \right) \quad (2.47)$$

$$S_{consistencia} = \max \left(0, 1 - \frac{\sigma_w}{100} \right) \quad (2.48)$$

$$S_{ocupacin} = \min \left(\frac{N_{pxeles}}{w_{base} \cdot h_{base}}, 1 \right) \quad (2.49)$$

Ejemplo de Ponderación

Para detección de cintas de cultivo:

$$S_{total} = 0,40 \cdot S_{ancho} + 0,30 \cdot S_{consistencia} + 0,20 \cdot S_{ocupacin} + 0,10 \cdot S_{rectitud} + S_{bonus} \quad (2.50)$$

El ancho base tiene mayor peso (40 %) por ser el descriptor más discriminativo. El bonus adicional puede otorgarse por criterios secundarios (ej. estar centrado en la imagen).

Componentes Conectados

Antes de la detección de contornos, identificar componentes conectados permite filtrar regiones por propiedades antes de extraer contornos detallados.

Algoritmo de Etiquetado

El algoritmo de componentes conectados asigna una etiqueta única a cada región conexa:

$$L : \mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{N} \quad (2.51)$$

donde $L(x, y)$ es la etiqueta del píxel en (x, y) .

Estadísticas de Componentes

Para cada componente i , se extraen:

- Área: $A_i = \sum_{(x,y)} \mathbb{I}[L(x, y) = i]$
- Bounding box: (x_i, y_i, w_i, h_i)
- Centroide: (\bar{x}_i, \bar{y}_i)

Filtrado Pre-Contorno

Eliminar componentes por área antes de extraer contornos reduce carga computacional:

$$\text{Imagen filtrada}(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } L(x, y) = i \wedge A_{min} \leq A_i \leq A_{max} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2.52)$$

Este pre-filtrado es especialmente útil cuando hay cientos de componentes pequeños de ruido.

2.2.3. Clasificación Basada en Análisis Morfológico

La clasificación morfológica de objetos utiliza características geométricas y estadísticas extraídas de contornos e imágenes para asignar categorías a elementos detectados. A diferencia de métodos de aprendizaje profundo, este enfoque se fundamenta en reglas explícitas derivadas del conocimiento del dominio y análisis estadístico de datos representativos.

Fundamentos de Clasificación por Umbrales

El método más directo de clasificación morfológica establece límites de decisión basados en valores de descriptores geométricos. Para un descriptor d y un conjunto de clases $\mathcal{C} = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, la regla de clasificación se define como:

$$\text{Clase}(x) = c_i \quad \text{si} \quad t_{i-1} < d(x) \leq t_i \quad (2.53)$$

donde t_0, t_1, \dots, t_n son umbrales que particionan el espacio de características.

Clasificación por Área

Para objetos que se diferencian principalmente por tamaño, el área en píxeles constituye un descriptor efectivo:

$$\text{Clase}(C) = \begin{cases} \text{Pequeño} & \text{si } A < t_1 \\ \text{Mediano} & \text{si } t_1 \leq A < t_2 \\ \text{Grande} & \text{si } A \geq t_2 \end{cases} \quad (2.54)$$

La robustez del método depende de la separabilidad entre clases. La distancia entre centroides de clases adyacentes debe ser significativa respecto a la dispersión intra-clase.

Análisis Estadístico para Determinación de Umbrales

La selección óptima de umbrales requiere análisis estadístico de una base de datos representativa de cada clase.

Parámetros Estadísticos por Clase

Para cada clase c_i , se calculan la media y desviación estándar del descriptor de interés:

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} d_j \quad (2.55)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N_i - 1} \sum_{j=1}^{N_i} (d_j - \mu_i)^2} \quad (2.56)$$

donde N_i es el número de muestras de la clase i , μ_i es la media y σ_i la desviación estándar del descriptor d .

Determinación de Umbrales mediante Análisis de Distribuciones

Asumiendo distribuciones normales para cada clase:

$$P(d|c_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2.57)$$

Para distribuciones con igual varianza ($\sigma_i = \sigma_{i+1} = \sigma$), el umbral óptimo entre clases consecutivas es:

$$t_i^* = \frac{\mu_i + \mu_{i+1}}{2} \quad (2.58)$$

Este umbral minimiza la probabilidad de error cuando las clases tienen igual probabilidad a priori y varianzas similares.

Clasificación Multi-Criterio con Ratios de Color

Cuando un único descriptor geométrico no proporciona separabilidad suficiente, se emplean múltiples características simultáneamente. En el contexto de agricultura de precisión, los ratios de color resultan particularmente efectivos.

Espacio de Características de Color

Dado un contorno, se calculan ratios que cuantifican la proporción de diferentes componentes cromáticos:

$$r_{verde} = \frac{N_{pxeles_verdes}}{N_{pxeles_totales}} \quad (2.59)$$

$$r_{negro} = \frac{N_{pxeles_negros}}{N_{pxeles_totales}} \quad (2.60)$$

donde $N_{pxeles_totales} = N_{pxeles_verdes} + N_{pxeles_negros} + N_{pxeles_otros}$.

Cada objeto se representa como un vector en el espacio de características:

$$\mathbf{x} = [r_{verde}, r_{negro}, I_{media}]^T \quad (2.61)$$

donde I_{media} es la intensidad promedio de píxeles internos.

Prototipos de Clase

Para cada clase c_i , se define un prototipo mediante las medias de los descriptores:

$$\boldsymbol{\mu}_i = [\mu_{verde,i}, \mu_{negro,i}, \mu_{intensidad,i}]^T \quad (2.62)$$

Desviaciones Estándar por Clase

Las variaciones dentro de cada clase se cuantifican mediante:

$$\boldsymbol{\sigma}_i = [\sigma_{verde,i}, \sigma_{negro,i}, \sigma_{intensidad,i}]^T \quad (2.63)$$

Distancia Euclidiana Normalizada

Para clasificar un objeto nuevo, se calcula su distancia a cada prototipo de clase. La normalización por desviación estándar garantiza que descriptores con diferentes rangos contribuyan equitativamente.

Distancia Normalizada

La distancia de un objeto \mathbf{x} al prototipo de la clase c_i se define como:

$$D_i(\mathbf{x}) = \sqrt{\sum_{k=1}^m \left(\frac{x_k - \mu_{k,i}}{\sigma_{k,i} + \epsilon} \right)^2} \quad (2.64)$$

donde:

- m es el número de descriptores (ej. 3 para verde, negro, intensidad)
- x_k es el valor del descriptor k para el objeto
- $\mu_{k,i}$ es la media del descriptor k para la clase i
- $\sigma_{k,i}$ es la desviación estándar del descriptor k para la clase i

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

- ϵ es un término pequeño (ej. 10^{-6}) para evitar división por cero

Regla de Clasificación por Mínima Distancia

El objeto se asigna a la clase con menor distancia normalizada:

$$\text{Clase}(\mathbf{x}) = \arg \min_i D_i(\mathbf{x}) \quad (2.65)$$

Este criterio implementa un clasificador de vecino más cercano en el espacio normalizado.

Cálculo de Confianza

La confianza de la clasificación se deriva de las distancias relativas:

$$\text{Confianza} = 1 - \frac{D_{\min}}{D_{\max} + D_{\min}} \quad (2.66)$$

donde D_{\min} es la distancia a la clase predicha y D_{\max} la distancia a la clase más lejana. Valores cercanos a 1 indican alta confianza; valores cercanos a 0.5 sugieren ambigüedad.

Para mejorar robustez, la confianza se limita:

$$\text{Confianza}_{\text{final}} = \max(0,3, \min(1,0, \text{Confianza})) \quad (2.67)$$

garantizando un rango $[0,3, 1,0]$.

Ejemplo: Clasificación de Cultivos

Para un sistema de clasificación de tubos de cultivo con tres clases:

- **LECHUGAS**: Alto ratio verde ($r_{\text{verde}} > 0,40$)
- **PLANTINES**: Ratio verde moderado, alto ratio negro
- **VASOS** (vacíos): Muy bajo ratio verde, alto ratio negro

Prototipos Estimados

A partir de un dataset de entrenamiento:

$$\mu_{\text{LECHUGAS}} = [0,65, 0,35, 120]^T, \quad \sigma_{\text{LECHUGAS}} = [0,15, 0,15, 30]^T \quad (2.68)$$

$$\mu_{\text{PLANTINES}} = [0,45, 0,55, 90]^T, \quad \sigma_{\text{PLANTINES}} = [0,15, 0,15, 25]^T \quad (2.69)$$

$$\mu_{\text{VASOS}} = [0,05, 0,95, 50]^T, \quad \sigma_{\text{VASOS}} = [0,10, 0,10, 20]^T \quad (2.70)$$

Clasificación de Muestra

Dado un objeto con descriptores $\mathbf{x} = [0,60, 0,40, 115]^T$:

$$D_{\text{LECHUGAS}} = \sqrt{\left(\frac{0,60 - 0,65}{0,15}\right)^2 + \left(\frac{0,40 - 0,35}{0,15}\right)^2 + \left(\frac{115 - 120}{30}\right)^2} = 0,47 \quad (2.71)$$

$$D_{\text{PLANTINES}} = \sqrt{\left(\frac{0,60 - 0,45}{0,15}\right)^2 + \left(\frac{0,40 - 0,55}{0,15}\right)^2 + \left(\frac{115 - 90}{25}\right)^2} = 1,52 \quad (2.72)$$

$$D_{\text{VASOS}} = \sqrt{\left(\frac{0,60 - 0,05}{0,10}\right)^2 + \left(\frac{0,40 - 0,95}{0,10}\right)^2 + \left(\frac{115 - 50}{20}\right)^2} = 8,56 \quad (2.73)$$

La clase predicha es LECHUGAS ($D_{\min} = 0,47$) con confianza:

$$\text{Confianza} = 1 - \frac{0,47}{8,56 + 0,47} = 0,95 \quad (2.74)$$

Análisis de Separabilidad de Clases

La efectividad de un conjunto de descriptores para clasificación se cuantifica mediante métricas de separabilidad.

Criterio de Fisher

Mide la razón entre varianza inter-clase e intra-clase para un descriptor d :

$$J_F = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (2.75)$$

Valores altos de J_F indican buena separabilidad. Para múltiples clases:

$$J_F = \frac{\sum_{i=1}^C N_i (\mu_i - \mu_{global})^2}{\sum_{i=1}^C N_i \sigma_i^2} \quad (2.76)$$

donde μ_{global} es la media global ponderada.

Índice de Solapamiento

Para distribuciones gaussianas, el solapamiento entre clases i y j se aproxima:

$$\text{Overlap}_{i,j} \approx 2\Phi \left(-\frac{|\mu_i - \mu_j|}{2\sqrt{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}} \right) \quad (2.77)$$

donde Φ es la función de distribución acumulada normal estándar. Valores cercanos a 0 indican separación perfecta; valores cercanos a 1 indican fuerte solapamiento.

Validación Estadística del Clasificador

Exactitud Estimada

La exactitud de un clasificador se define como:

$$\text{Exactitud} = \frac{N_{correctas}}{N_{total}} \quad (2.78)$$

donde $N_{correctas}$ es el número de clasificaciones correctas y N_{total} el tamaño del conjunto de prueba.

Intervalo de Confianza

El intervalo de confianza al 95 % para la exactitud es:

$$\text{IC}_{95\%} = \hat{p} \pm 1,96 \sqrt{\frac{\hat{p}(1 - \hat{p})}{n}} \quad (2.79)$$

donde \hat{p} es la exactitud observada y n el tamaño de la muestra de prueba.

Tamaño de Muestra Requerido

Para estimar la exactitud con error máximo E y nivel de confianza del 95 %:

$$n_{min} = \left(\frac{1,96 \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})}}{E} \right)^2 \quad (2.80)$$

Por ejemplo, para $E = 0,05$ (error de 5 %) y $\hat{p} = 0,9$:

$$n_{min} = \left(\frac{1,96 \cdot \sqrt{0,9 \cdot 0,1}}{0,05} \right)^2 \approx 139 \quad (2.81)$$

Se requieren al menos 139 muestras de prueba.

Robustez y Generalización

Validación Cruzada k-fold

Para evaluar la generalización del clasificador, se emplea validación cruzada:

1. Dividir dataset en k particiones de igual tamaño (típicamente $k = 5$ o $k = 10$)
2. Para $i = 1$ a k :
 - Usar partición i como conjunto de prueba
 - Usar restantes $k - 1$ particiones para calcular prototipos (μ_i, σ_i)
 - Evaluar exactitud en partición i

3. Calcular exactitud promedio

La exactitud estimada por validación cruzada es:

$$\text{Exactitud}_{CV} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{Exactitud}_i \quad (2.82)$$

Esta métrica proporciona una estimación más realista del desempeño en datos nuevos que la evaluación en un único conjunto de prueba.

Sensibilidad a Variaciones

La robustez ante ruido se evalúa añadiendo perturbaciones controladas a los descriptores:

$$d_{ruidoso} = d_{verdadero} + \mathcal{N}(0, \sigma_{ruido}^2) \quad (2.83)$$

donde $\mathcal{N}(0, \sigma_{ruido}^2)$ es ruido gaussiano con desviación estándar σ_{ruido} .

Un clasificador robusto mantiene exactitud alta incluso con σ_{ruido} moderado. La degradación de desempeño se cuantifica como:

$$\Delta \text{Exactitud} = \text{Exactitud}_{limpio} - \text{Exactitud}_{ruidoso} \quad (2.84)$$

Degradaciones $\Delta \text{Exactitud} < 0,1$ (10 %) indican robustez aceptable.

Ventajas y Limitaciones del Enfoque Morfológico

Ventajas:

- **Interpretabilidad:** Reglas de decisión explícitas y comprensibles basadas en características físicas medibles
- **Eficiencia computacional:** Cálculos geométricos y estadísticos simples, ejecución en tiempo real en hardware embebido
- **Pocos datos requeridos:** Decenas a cientos de muestras por clase, vs. miles requeridos por aprendizaje profundo
- **Control explícito:** Ajuste directo de umbrales y pesos según requerimientos operativos
- **Depuración sencilla:** Fallas identificables mediante inspección de valores de descriptores
- **Sin dependencias externas:** No requiere frameworks de deep learning ni GPUs

Limitaciones:

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

- **Diseño manual de características:** Requiere conocimiento experto del dominio para identificar descriptores relevantes
- **Limitada a características medibles:** No captura patrones visuales complejos o texturas sutiles
- **Sensibilidad a condiciones:** Variaciones significativas de iluminación o perspectiva pueden afectar descriptores
- **Separabilidad lineal:** Dificultad con clases no linealmente separables en el espacio de características
- **Escalabilidad a muchas clases:** Desempeño puede degradar con >10 clases

Aplicabilidad en Agricultura de Precisión

El enfoque morfológico resulta particularmente adecuado para clasificación de cultivos cuando:

1. Existe diferenciación clara por tamaño, forma o color (plantines vs. plantas maduras vs. tubos vacíos)
2. El entorno es controlado (cultivo hidropónico con iluminación artificial)
3. Se requiere operación en hardware con recursos limitados (Raspberry Pi, microcontroladores)
4. La interpretabilidad del sistema es crítica para validación agronómica
5. El número de clases es limitado (2-5 categorías)
6. Se dispone de conocimiento experto para diseñar descriptores relevantes

La combinación con análisis estadístico robusto permite alcanzar exactitudes $>90\%$ en escenarios donde las características geométricas y cromáticas son discriminativas, sin la complejidad y requisitos computacionales de métodos de aprendizaje profundo.

Técnicas Adicionales para Robustez

Normalización de Descriptores

Antes de calcular distancias, normalizar descriptores al rango $[0, 1]$ evita que características con rangos grandes dominen:

$$d_{norm} = \frac{d - d_{min}}{d_{max} - d_{min}} \quad (2.85)$$

donde d_{min} y d_{max} son los valores mínimo y máximo observados en el dataset de entrenamiento.

Umbral de Rechazo

Para evitar clasificaciones erróneas en objetos anómalos, se establece un umbral máximo de distancia:

$$\text{Clase}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \arg \min_i D_i(\mathbf{x}) & \text{si } D_{min} < T_{rechazo} \\ \text{DESCONOCIDO} & \text{si } D_{min} \geq T_{rechazo} \end{cases} \quad (2.86)$$

Objetos con $D_{min} \geq T_{rechazo}$ son rechazados como no pertenecientes a ninguna clase conocida.

Actualización de Prototipos

En aplicaciones donde las características de las clases evolucionan (ej. crecimiento de plantas), los prototipos pueden actualizarse incrementalmente:

$$\mu_i^{nuevo} = \alpha \cdot \mu_i^{viejo} + (1 - \alpha) \cdot x_{nuevo} \quad (2.87)$$

donde $\alpha \in [0,9,0,99]$ controla la tasa de adaptación.

2.3. Cinemática de Robots Cartesianos

2.4. Sistemas de Transmisión Mecánica

2.4.1. Sistemas de Transmisión

El sistema mecánico del cosechador emplea dos tipos principales de transmisión para convertir el movimiento rotacional de los motores en movimiento lineal y rotacional según los requerimientos de cada eje:

Transmisión por Correa Dentada y Poleas

Principio de funcionamiento La transmisión por correa dentada consiste en una correa flexible con dientes en su superficie interna que engranan con poleas dentadas solidarias a los ejes motor y conducido. Este sistema permite transmitir potencia y movimiento entre ejes paralelos con alta eficiencia y sin deslizamiento.

Ventajas del sistema

- **Transmisión sincrónica:** Los dientes de la correa engranan positivamente con las poleas, eliminando el deslizamiento y garantizando una relación de transmisión exacta
- **Alta eficiencia:** Eficiencia típica del 96-98 %, superior a sistemas de correas trapezoidales
- **Bajo mantenimiento:** No requiere lubricación y presenta mínimo desgaste en condiciones normales de operación
- **Operación silenciosa:** El engrane de los dientes minimiza vibraciones y ruido
- **Flexibilidad de diseño:** Permite implementar diferentes relaciones de transmisión mediante la selección de poleas de distintos diámetros
- **Bajo momento de inercia:** La correa es liviana, lo que facilita arranques y paradas rápidas

Componentes del sistema

1. **Polea motriz:** Montada en el eje del motor, transmite el movimiento rotacional a la correa. Su diámetro primitivo determina la velocidad de salida junto con el diámetro de la polea conducida.
2. **Polea conducida:** Montada en el eje a accionar, recibe el movimiento desde la correa. La relación de diámetros entre ambas poleas define la relación de transmisión:

$$i = \frac{D_2}{D_1} = \frac{n_1}{n_2} = \frac{z_2}{z_1} \quad (2.88)$$

donde D son los diámetros primitivos, n las velocidades angulares y z el número de dientes de las poleas motriz (1) y conducida (2).

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

3. **Correa dentada:** Elemento flexible con perfil dentado estandarizado. Los perfiles más comunes son:

- GT2 (2 mm de paso): Utilizado en aplicaciones de precisión como impresoras 3D y CNC
- GT3 (3 mm de paso): Mayor capacidad de carga que GT2
- HTD (High Torque Drive): Para aplicaciones de alta potencia
- T-series y AT-series: Perfiles trapezoidales para uso general

Cálculo de la relación de transmisión Para un sistema con polea motriz de z_1 dientes y polea conducida de z_2 dientes:

$$n_2 = n_1 \cdot \frac{z_1}{z_2} \quad (2.89)$$

La longitud de correa requerida para una distancia entre centros C se calcula como:

$$L = 2C + \frac{\pi(D_1 + D_2)}{2} + \frac{(D_2 - D_1)^2}{4C} \quad (2.90)$$

Tensado de la correa El tensado adecuado es crítico para el funcionamiento correcto:

- **Tensión insuficiente:** Produce saltos de dientes y pérdida de sincronismo
- **Tensión excesiva:** Incrementa el desgaste de la correa y aumenta la carga sobre los rodamientos

La tensión estática recomendada se calcula como:

$$T_s = \frac{1,5 \cdot P}{v} + m \cdot v^2 \quad (2.91)$$

donde P es la potencia transmitida, v la velocidad lineal de la correa y m la masa por unidad de longitud.

Aplicación en el sistema En el movimiento horizontal del cosechador, la transmisión por correa dentada se emplea para:

- Transferir el movimiento del motor al husillo de movimiento
- Permitir la ubicación del motor en una posición que optimice el balance de masas
- Reducir o amplificar la velocidad según los requerimientos cinemáticos
- Minimizar las vibraciones transmitidas entre motor y carro móvil

Transmisión por Varilla Roscada (Husillo)

Principio de funcionamiento La transmisión por varilla roscada, también conocida como sistema tornillo-tuerca, convierte el movimiento rotacional en movimiento lineal mediante el principio de la rosca helicoidal. Cuando la varilla roscada gira, la tuerca acoplada a ella se desplaza linealmente a lo largo del eje de la varilla.

Tipos de roscas

1. Rosca trapezoidal (ACME o TR):

- Perfil trapezoidal con ángulo de flanco de 30° (ACME) o 15° (TR métrica)
- Alta resistencia al desgaste
- Buena capacidad de carga axial
- Eficiencia típica: 30-50 %
- Auto-frenante en la mayoría de configuraciones (ángulo de hélice bajo)
- Aplicación: Movimiento vertical del sistema

2. Husillo de bolas:

- Recirculación de bolas entre la rosca y la tuerca
- Mínima fricción (contacto rodante vs. deslizante)
- Eficiencia típica: 90-95 %
- No es auto-frenante
- Mayor precisión y vida útil
- Costo significativamente mayor

Relación de transmisión El desplazamiento lineal por revolución está determinado por el paso de la rosca:

$$\Delta x = n \cdot p \quad (2.92)$$

donde n es el número de revoluciones y p es el paso de la rosca.

Para rosca de múltiples entradas:

$$p_{\text{efectivo}} = N_e \cdot p_{\text{nominal}} \quad (2.93)$$

donde N_e es el número de entradas.

Análisis de fuerzas y torque El torque necesario para mover una carga F mediante una varilla roscada incluye dos componentes:

1. Torque de subida:

$$T_{\text{subida}} = \frac{F \cdot d_m}{2} \cdot k_R + \frac{F \cdot \mu_c \cdot d_c}{2} \quad (2.94)$$

2. Torque de bajada:

$$T_{\text{bajada}} = \frac{F \cdot d_m}{2} \cdot k_L + \frac{F \cdot \mu_c \cdot d_c}{2} \quad (2.95)$$

El torque total resulta:

$$T_{\text{total}} = T_{\text{subida}} + T_{\text{bajada}} \quad (2.96)$$

donde:

- F : Carga a desplazar.
- d_m : diámetro medio de la rosca
- d_c : diámetro medio del collarín
- μ_c : coeficiente de fricción del collarín
- k_R : factor de rosca para subida, incluye efecto de cuña y fricción
- k_L : factor de rosca para bajada

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Eficiencia del sistema La eficiencia de la transmisión se define como:

$$\eta = \frac{\tan(\alpha)}{\tan(\alpha + \phi)} \quad (2.97)$$

Para roscas trapezoidales típicas con $\mu \approx 0,1 - 0,2$ (lubricadas), la eficiencia varía entre 30 % y 50 %.

Condición de auto-frenado Un sistema de tornillo-tuerca es auto-frenante (la carga no puede hacer girar la varilla) cuando:

$$\alpha < \phi \Rightarrow \tan(\alpha) < \mu \quad (2.98)$$

Esto es deseable en aplicaciones verticales donde se requiere mantener la posición sin energía en el motor.

Carga crítica y pandeo Para varillas largas trabajando a compresión, debe verificarse la carga crítica de Euler:

$$P_{cr} = \frac{\pi^2 \cdot E \cdot I}{(K \cdot L)^2} \quad (2.99)$$

donde E es el módulo de Young, I el momento de inercia de la sección, L la longitud y K el factor de longitud efectiva según las condiciones de apoyo.

Vida útil y desgaste El desgaste en roscas trapezoidales depende de:

- Presión de contacto entre rosca y tuerca
- Velocidad de deslizamiento
- Calidad de la lubricación
- Material de la tuerca (bronce, plásticos, acero)

La vida útil se estima mediante:

$$L_{10} = \left(\frac{C_a}{F} \right)^3 \cdot 10^6 \quad [\text{mm de recorrido}] \quad (2.100)$$

donde C_a es la capacidad de carga dinámica de la tuerca y F la carga aplicada.

Aplicación en el sistema En el movimiento vertical del cosechador, la transmisión por varilla trapezoidal TR16×4 se emplea debido a:

- **Auto-frenado:** Mantiene la posición vertical sin consumo energético continuo
- **Simplicidad:** No requiere sistemas de bloqueo adicionales
- **Costo:** Significativamente menor que husillos de bolas
- **Robustez:** Tolera mejor condiciones adversas (polvo, humedad)
- **Precisión suficiente:** Con 200 pasos/mm se logra la resolución requerida para el posicionamiento

El sistema trabaja principalmente a tracción (varilla fija superior, carga colgante) lo que minimiza problemas de pandeo, aunque se verifica la estabilidad estructural para garantizar seguridad ante cualquier eventualidad.

2.5. Control de Motores Paso a Paso

3. Desarrollo del Sistema

3.1. Arquitectura General del Sistema

3.2. Modelado y Diseño Mecánico

3.2.1. Especificaciones de Diseño y Restricciones

Descripción General del Sistema

El sistema robótico diseñado para la manipulación automatizada de lechugas en cultivos hidropónicos verticales presenta una configuración cartesiana de dos ejes (XZ), con dimensiones de 3 m de ancho por 2 m de alto. El robot está equipado con un brazo robótico serie que posee un efector final tipo pinza con dos grados de libertad para la sujeción y traslado de las lechugas.

Configuración Estructural

El diseño estructural se basa en dos subsistemas de movimiento perpendiculares, cada uno optimizado según los requerimientos de carga y precisión:

El eje horizontal implementa un sistema de transmisión por correa dentada y poleas, accionado mediante motor paso a paso. La característica distintiva de este diseño es que la carga móvil se soporta mediante un perfil tipo poli-V equipado con ruedas de desplazamiento. Esta configuración permite que la correa de transmisión trabaje prácticamente sin carga de peso, funcionando únicamente como elemento de tracción, lo cual mejora significativamente la precisión del posicionamiento y reduce el desgaste del sistema.

El conjunto incluye un tensor de correa ajustable que mantiene la tensión óptima durante la operación, compensando elongaciones del material y garantizando transmisión sin deslizamiento. Además cuenta con perfiles guías, uno en cada lateral del soporte superior, ambos paralelos al perfil de soporte superior. Esto da rigidez lateral al sistema y anulando la oscilación alrededor del perfil horizontal.

El movimiento vertical se realiza mediante transmisión por tornillo de potencia, proporcionando capacidad de carga superior y autobloqueo mecánico. Para garantizar la rigidez del sistema y evitar rotaciones indeseadas del carro móvil, se incorporan dos varillas lisas de acero dispuestas en paralelo a la varilla roscada. Esta configuración de tres varillas paralelas asegura un movimiento vertical estable y preciso: la varilla roscada transmite el movimiento mientras que las dos varillas lisas actúan como guías lineales, proporcionando rigidez lateral y evitando giros del soporte, especialmente bajo cargas asimétricas.

Por otro lado, el robot cuenta con tres soportes estructurales principales fabricados mediante impresión 3D:

- **Soporte inferior:** Fijación de las varillas verticales y montaje del motor del eje Z
- **Soporte superior:** Permite el acoplamiento cinemático de los dos movimientos perpendiculares (horizontal y vertical), actuando como elemento de unión entre ambos subsistemas
- **Soporte medio:** Sostiene el brazo robótico y la cámara y se mueve cuando gira la varilla.

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Cargas del Sistema

Las cargas consideradas en el diseño se distribuyen según su función operativa:

Cargas del eje horizontal: Es la suma del peso de las varillas, la varilla roscada, la carga, los soportes y el brazo. Considerando que aproximadamente toda la carga la sostiene el perfil superior, se tiene que la carga aproximada que debe mover el motor es de aproximadamente 2kg

Cargas del eje vertical: Es la suma del peso de la lechuga y el brazo. Además el motor debe vencer la fricción que se genera entre la tuerca y la varilla.

Especificaciones Cinemáticas

Las especificaciones de velocidad, aceleración y resolución de los actuadores se detallan en la Tabla 3.1.

Cuadro 3.1: Especificaciones cinemáticas de los ejes de movimiento

Parámetro	Eje Horizontal	Eje Vertical
Velocidad máxima $\frac{mm}{s}$	250	75
Velocidad mínima $\frac{mm}{s}$	12.5	2.5
Aceleración $\frac{mm}{s^2}$	187.5	45
Avance por revolución $\frac{mm}{rev}$	40	8
Resolución $\frac{pasos}{mm}$	40	200
Micropasos	8	8

La diferencia en resolución entre ambos ejes responde a los requisitos operativos: el eje horizontal requiere mayor velocidad de desplazamiento con precisión moderada, mientras que el eje vertical necesita mayor precisión de posicionamiento con velocidades menores debido a las operaciones de elevación de carga.

3.2.2. Análisis Cinemático del Sistema

3.2.3. Sistema de Movimiento Horizontal

Selección del perfil de movimiento horizontal

El perfil horizontal soporta la mayor parte de la carga total del sistema, compuesta por el peso de la lechuga, las varillas (lisas y roscadas), y los soportes medio e inferior.

Se selecciona un perfil de aluminio V-Slot con ruedas de precisión, que ofrece:

- Capacidad de carga de hasta 50 kg
- Sistema de ajuste para eliminación de juego mecánico
- Alta precisión de movimiento

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Cálculo de deflexión Para verificar la rigidez del perfil, se analiza como una viga simplemente apoyada bajo carga centrada:

$$\delta = \frac{F \cdot L^3}{48 \cdot E \cdot I} \quad (3.1)$$

donde:

- $E = 69\,000\text{ N/mm}^2$ (módulo de Young del aluminio)
- $L = 3\,000\text{ mm}$ (longitud del perfil)
- I = momento de inercia del perfil
- F = carga aplicada

Para un perfil V-Slot $20 \times 80\text{ mm}$, con $I = 350\,000\text{ mm}^4$, la deflexión calculada es:

$$\delta = 0,87\text{ mm}$$

Este valor es aceptable considerando que representa menos del 0.03 % de la longitud total del perfil, cumpliendo con criterios de rigidez para aplicaciones de precisión moderada.

Como complemento, se seleccionan dos carros lineales estándar de 100 mm de ancho, cada uno equipado con 4 ruedas tipo DELRIN que se desplazan sobre el perfil V-Slot.

Sistema de transmisión por correa

El sistema utiliza correa dentada GT2 con poleas de igual diámetro en ambos extremos. La longitud de correa necesaria se calcula como:

$$L = 2C + \pi D = 6,06\text{ m} \quad (3.2)$$

donde C es la distancia entre centros de las poleas y D el diámetro de las mismas.

Distribución de cargas en el sistema La carga total de 12.8 kg se distribuye entre dos subsistemas mecánicos:

- **Carga soportada por el perfil V-Slot ($\approx 70\%$):** El perfil y los carros lineales soportan directamente el peso vertical de la carga (8.96 kg) a través de las ruedas DELRIN. Esta carga genera únicamente esfuerzos de compresión y flexión en el perfil, sin afectar directamente al sistema de transmisión.
- **Carga dinámica del motor ($\approx 30\%$):** El motor debe vencer las fuerzas necesarias para acelerar y mover horizontalmente la masa efectiva del sistema (3.84 kg). Esta masa efectiva es menor que la carga total debido a que:
 1. Las ruedas del carro transforman el rozamiento estático en rodadura, reduciendo significativamente la resistencia al movimiento
 2. El perfil V-Slot absorbe las cargas verticales, dejando al motor únicamente las fuerzas inerciales horizontales y las fricciones residuales del sistema

Esta distribución asume un coeficiente de fricción por rodadura de $\mu_{\text{rod}} \approx 0,001$ para ruedas DELRIN sobre aluminio, lo que implica que la fuerza horizontal necesaria es aproximadamente el 30 % del peso total.

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Verificación del porcentaje adoptado Para validar el porcentaje del 30 %, se analiza la relación entre la fuerza de fricción por rodadura y el peso total:

$$\frac{F_{\text{fricción}}}{W_{\text{total}}} = \mu_{\text{rod}} = \frac{F_{\text{rod}}}{m \cdot g}$$

Con un coeficiente de fricción por rodadura típico de $\mu_{\text{rod}} = 0,001$ (DELRIN sobre aluminio):

$$F_{\text{rod}} = 0,001 \cdot 12,8 \text{ kg} \cdot 9,81 \text{ m/s}^2 \approx 0,125 \text{ N}$$

Esta fuerza representa solo el 0.1 % de la carga. Sin embargo, al incluir la aceleración, fricciones de rodamientos, tensión de correa y un factor de seguridad, la fuerza total aumenta significativamente. El 30 % de la masa total es una estimación conservadora que incluye todos estos efectos y proporciona un margen adecuado para variaciones en las condiciones de operación.

Análisis de fuerzas Para determinar el torque motor requerido, se consideran las siguientes fuerzas resistivas:

1. Fricción por rodadura:

$$F_{\text{rod}} = \mu_{\text{rodadura}} \cdot m \cdot g \cdot \frac{1}{r_{\text{rueda}}} \quad (3.3)$$

donde μ_{rodadura} depende del material de las ruedas DELRIN sobre aluminio.

2. Fuerza de aceleración:

$$F_{\text{acel}} = (m_{\text{carga}} + m_{\text{correa}}) \cdot a_{\text{max}} \quad (3.4)$$

Incluye la masa de la carga útil y la masa lineal de la correa GT2.

3. Fricción en rodamientos de poleas:

$$F_{\text{fricción_rod}} = T_{\text{correa}} \cdot \mu_{\text{rodamientos}} \cdot n \quad (3.5)$$

con $n = 2$ (polea conducida y tensor).

4. Fuerza interna de la correa:

$$F_{\text{correa}} = 0,5 \text{ N} \quad (3.6)$$

Valor empírico para correas GT2 según especificaciones del fabricante.

5. Otras pérdidas:

$$F_{\text{otras}} = 0,1 \cdot (F_{\text{acel}} + F_{\text{rod}}) \quad (3.7)$$

Se estima un 10 % adicional para pérdidas no modeladas.

Cálculo del torque motor Considerando la distribución de cargas analizada anteriormente, donde el motor debe mover efectivamente el 30 % de la masa total (3.84 kg), la fuerza total requerida en la base del sistema es:

$$F_{\text{tbase}} = 1,46 \text{ N} \quad (3.8)$$

Aplicando un factor de seguridad de 2.5 para contemplar condiciones adversas de operación y degradación del sistema con el uso, el torque motor necesario resulta:

$$T_{\text{motor}} = F_{\text{tbase}} \cdot 2,5 \cdot r_{\text{polea}} \approx 0,04 \text{ Nm} \quad (3.9)$$

Selección del motor Se selecciona un motor paso a paso NEMA 17. Analizando la curva dinámica torque-velocidad (Figura 3.2), se verifica que para la velocidad máxima de operación de 250 mm/s (239 rpm), el torque disponible supera ampliamente el requerimiento calculado de 0.04Nm, garantizando un margen de seguridad adecuado para la operación continua del sistema.

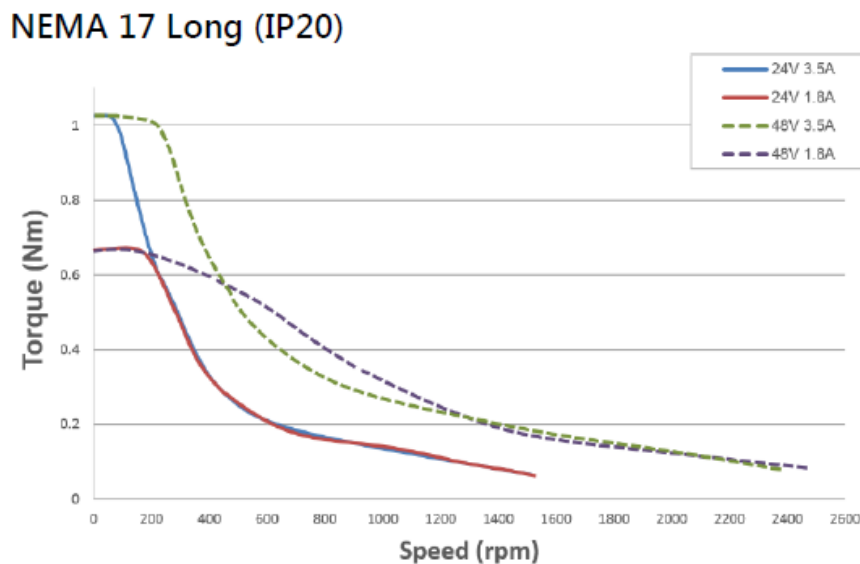


Figura 3.1: Curva dinámica torque-velocidad del motor paso a paso NEMA 17.

3.2.4. Sistema de Movimiento Vertical

Selección de varilla trapezoidal

Datos de diseño El sistema de elevación vertical debe soportar una carga total de 1.2 kg (lechuga y accesorios) a lo largo de una varilla de 2 m de longitud. La varilla está fijada por su extremo superior y la carga se desplaza a lo largo de ella mediante una tuerca, trabajando por lo tanto a tracción. Se adopta un factor de seguridad de 4 para contemplar cargas dinámicas, desalineaciones y degradación del sistema con el uso.

Análisis de pandeo por carga crítica de Euler Aunque la varilla trabaja principalmente a tracción, es necesario verificar la estabilidad estructural frente a posibles cargas de compresión durante maniobras o situaciones no previstas. Considerando que la varilla tiene ambos extremos empotrados, la carga crítica de Euler se calcula como:

$$P_{cr} = \frac{\pi^2 \cdot E \cdot I}{(K \cdot L)^2} \quad (3.10)$$

donde:

- $E = 200 \text{ GPa} = 200\,000 \text{ N/mm}^2$ (módulo de Young del acero)
- I = momento de inercia de la sección transversal de la varilla
- $L = 2000 \text{ mm}$ (longitud de la varilla)
- $K = 0,5$ (factor de longitud efectiva para ambos extremos empotrados)

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

La carga admisible debe satisfacer:

$$P_{\text{adm}} = \frac{P_{\text{cr}}}{FS} > W \quad (3.11)$$

donde $W = m \cdot g = 1,2 \text{ kg} \cdot 9,81 \text{ m/s}^2 = 11,77 \text{ N}$ es el peso a soportar, y $FS = 4$ es el factor de seguridad adoptado.

Por lo tanto:

$$P_{\text{adm}} > 11,77 \text{ N} \cdot 4 = 47,08 \text{ N}$$

Selección del diámetro Tras evaluar diferentes diámetros comerciales de varillas trapezoidales de acero, se selecciona una varilla TR16×4 (diámetro nominal 16 mm, paso 4 mm).

Para una varilla de diámetro exterior $d_e = 16 \text{ mm}$, el momento de inercia de la sección circular es:

$$I = \frac{\pi \cdot d_e^4}{64} = \frac{\pi \cdot 16^4}{64} = 3\,217 \text{ mm}^4$$

Sustituyendo en la ecuación (3.10) con $K = 0,5$ para extremos empotrados:

$$P_{\text{cr}} = \frac{\pi^2 \cdot 200\,000 \text{ N/mm}^2 \cdot 3\,217 \text{ mm}^4}{(0,5 \cdot 2\,000 \text{ mm})^2} = \frac{6\,341\,481\,520}{1\,000\,000} = 6\,341 \text{ N}$$

La carga admisible resulta:

$$P_{\text{adm}} = \frac{6\,341 \text{ N}}{4} = 1\,585 \text{ N} > 47,08 \text{ N}$$

Se verifica que la varilla seleccionada cumple ampliamente con los requerimientos de resistencia, proporcionando un margen de seguridad de aproximadamente 33.7 veces la carga mínima requerida, garantizando la integridad estructural del sistema incluso ante condiciones adversas.

Cálculo de torque motor para accionamiento vertical

Selección del tipo de motor Se selecciona un motor paso a paso (PaP) debido a:

- Alta precisión de posicionamiento sin necesidad de encoder
- Capacidad de mantener torque en reposo (holding torque)
- Control de velocidad preciso para movimientos verticales controlados
- Compatibilidad con la resolución requerida de 200 pasos/mm

Parámetros de operación El sistema debe operar con los siguientes parámetros:

- Velocidad lineal máxima: 75 mm/s
- Resolución: 200 pasos/mm
- Paso de varilla: 4 mm
- Velocidad angular correspondiente: $\omega = \frac{v_{\text{lineal}}}{\text{paso}} \cdot 60 = \frac{75 \text{ mm/s}}{4 \text{ mm}} \cdot 60 \approx 1\,125 \text{ rpm}$

Sin embargo, considerando microstepping y factores operacionales, la velocidad nominal de trabajo se establece en aproximadamente 563 rpm.

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Análisis de torque en varillas trapezoidales El torque requerido para mover una carga mediante una varilla trapezoidal se compone de dos componentes: el torque necesario para vencer la fricción en la rosca y el torque para vencer la fricción en el collarín del soporte. Dicho torque se calcula a partir de la ecuación 2.96

donde:

- $F = 1,2 \text{ kg} \cdot 9,81 \text{ m/s}^2 = 11,77 \text{ N}$
- $d_m = 14 \text{ mm}$
- $d_c \approx 26 \text{ mm}$
- $\mu_c = 0,2$
- $k_R = 1,3$
- $k_L = 0,6$

Sustituyendo valores en las ecuaciones (2.94) y (2.95):

$$T_{\text{subida}} = \frac{11,77 \cdot 14}{2} \cdot 1,3 + \frac{11,77 \cdot 0,2 \cdot 26}{2} = 107,2 + 30,6 = 137,8 \text{ Nmm}$$

$$T_{\text{bajada}} = \frac{11,77 \cdot 14}{2} \cdot 0,6 + \frac{11,77 \cdot 0,2 \cdot 26}{2} = 49,4 + 30,6 = 80,0 \text{ Nmm}$$

El torque de diseño se toma como el mayor de ambos:

$$T_{\text{base}} = \max(T_{\text{subida}}, T_{\text{bajada}}) = 137,8 \text{ Nmm} = 0,138 \text{ Nm}$$

Aplicación de factores de seguridad Se aplican los siguientes factores correctivos:

1. **Factor por fricción adicional en roscas trapezoidales** ($f_1 = 2,5$): Las roscas trapezoidales presentan pérdidas significativas por fricción que no están completamente capturadas en las ecuaciones simplificadas. Estas pérdidas se deben a:
 - La geometría de los canales trapezoidales, que generan mayor área de contacto y fricción entre los flancos de la rosca y la tuerca
 - El efecto de acuñaamiento de la rosca durante el movimiento, especialmente pronunciado en roscas trapezoidales comparado con roscas de bolas
 - El roce continuo metal-metal entre la tuerca y toda la longitud de la rosca, que genera calentamiento y puede aumentar la fricción
 - Pérdidas adicionales por desalineación a lo largo de los 2 m de varilla
 - Variaciones en la calidad de la lubricación durante la vida útil del sistema

Este factor es consistente con valores reportados en literatura técnica para transmisiones por tornillo trapezoidal de longitud considerable.

2. **Factor de seguridad por caída de torque con velocidad** ($f_2 = 1,3$): Los motores paso a paso experimentan una reducción significativa del torque disponible al aumentar la velocidad de rotación, como se observa en las curvas dinámicas. Este factor garantiza torque suficiente a 563 rpm.

El torque motor requerido resulta:

$$T_{\text{motor}} = T_{\text{base}} \cdot f_1 \cdot f_2 = 0,138 \cdot 2,5 \cdot 1,3 = 0,45 \text{ Nm} \quad (3.12)$$

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

Selección del motor paso a paso Considerando la velocidad de operación de 563 rpm, se verifica en la curva dinámica torque-velocidad (Figura 3.2) que se requiere un torque disponible de al menos 0.45 Nm.

Se selecciona un motor **NEMA 34 Medium** con las siguientes especificaciones:

- Alimentación: 24 V / 4.5 A
- Torque de retención (holding torque): > 3 Nm
- Torque a 563 rpm: ≈ 0.88 Nm (según curva dinámica)

El motor seleccionado proporciona un margen de seguridad de aproximadamente 1.96 veces el torque requerido a la velocidad de operación, garantizando movimientos suaves y seguros durante toda la operación del sistema, incluyendo situaciones de carga máxima y fricción elevada.

NEMA 34 Long (IP20)

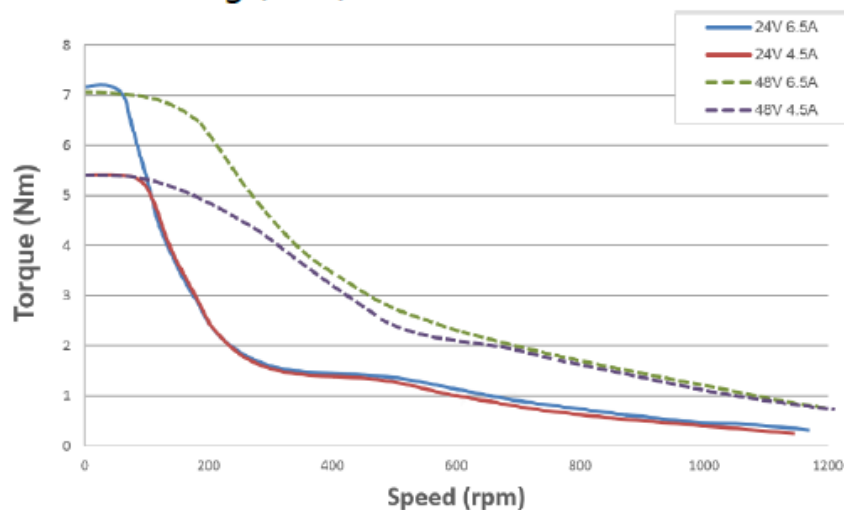


Figura 3.2: Curva dinámica torque-velocidad del motor paso a paso NEMA 34 Medium. Se observa que a 563 rpm el torque disponible es de aproximadamente 0.88 Nm, superando el requerimiento calculado de 0.45 Nm.

3.2.5. Brazo Robótico

Se cuenta con un brazo de dos grados de libertad controlables para el posicionamiento del efector final que es de tipo pinza.

Descripción del Sistema

El brazo robótico consiste en una configuración planar de dos eslabones articulados mediante juntas rotacionales, con un efector final tipo gripper de pinza. Este sistema posee dos grados de libertad en el plano, definidos por los ángulos de rotación θ_1 y θ_2 de cada articulación.

Parámetros Geométricos

- L_1 : Longitud del primer eslabón (eslabón proximal)
- L_2 : Longitud del segundo eslabón (eslabón distal)
- θ_1 : Ángulo de la primera articulación (base)
- θ_2 : Ángulo de la segunda articulación (codo)

Cinemática Directa

La cinemática directa establece la relación entre las coordenadas articulares (θ_1, θ_2) y la posición del efector final (x, y) en el plano.

La posición del efector final se calcula mediante:

$$x = L_1 \cdot \cos(\theta_1) + L_2 \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.13)$$

$$y = L_1 \cdot \sin(\theta_1) + L_2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.14)$$

La orientación del efector final está dada por:

$$\phi = \theta_1 + \theta_2 \quad (3.15)$$

Cinemática Inversa

La cinemática inversa determina los ángulos articulares necesarios para alcanzar una posición deseada (x_d, y_d) . Este problema presenta dos soluciones posibles (configuración de codo arriba y codo abajo).

Primero se calcula el ángulo θ_2 :

$$\cos(\theta_2) = \frac{x_d^2 + y_d^2 - L_1^2 - L_2^2}{2 \cdot L_1 \cdot L_2} \quad (3.16)$$

$$\theta_2 = \pm \arccos\left(\frac{x_d^2 + y_d^2 - L_1^2 - L_2^2}{2 \cdot L_1 \cdot L_2}\right) \quad (3.17)$$

Luego se determina θ_1 :

$$\theta_1 = \arctan 2(y_d, x_d) - \arctan 2(L_2 \cdot \sin(\theta_2), L_1 + L_2 \cdot \cos(\theta_2)) \quad (3.18)$$

Espacio de Trabajo

El espacio de trabajo accesible para el efector final es un anillo circular con:

- Radio máximo: $R_{max} = L_1 + L_2$ (brazo completamente extendido)
- Radio mínimo: $R_{min} = |L_1 - L_2|$ (brazo completamente plegado)

Jacobiano

El Jacobiano relaciona las velocidades articulares con las velocidades del efector final:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

Donde:

$$J_{11} = -L_1 \cdot \sin(\theta_1) - L_2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.20)$$

$$J_{12} = -L_2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.21)$$

$$J_{21} = L_1 \cdot \cos(\theta_1) + L_2 \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.22)$$

$$J_{22} = L_2 \cdot \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (3.23)$$

Gripper Tipo Pinza

El gripper se ubica en el extremo del segundo eslabón y posee un grado de libertad adicional (no considerado en los 2 GDL principales) para la apertura/cierre de las mandíbulas, controlado por el parámetro d (distancia entre mandíbulas).

Singularidades

El sistema presenta singularidades cuando el determinante del Jacobiano es cero:

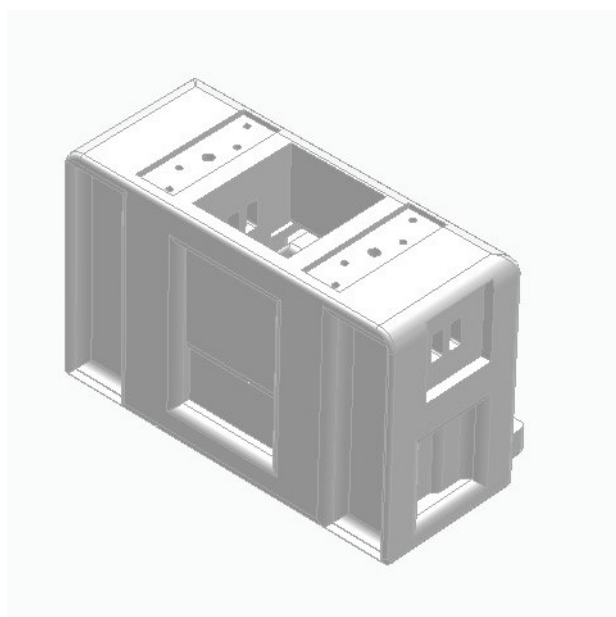
$$\det(J) = L_1 \cdot L_2 \cdot \sin(\theta_2) = 0 \quad (3.24)$$

Esto ocurre cuando $\theta_2 = 0$ o $\theta_2 = 180$, es decir, cuando el brazo está completamente extendido o plegado.

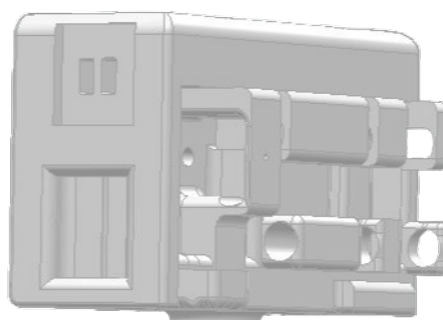
3.2.6. Modelado CAD y Fabricación

Suporte superior

El soporte superior (fig. 3.3) es el que recibe la mayor carga en la estructura, ya que debe soportar el peso de la estructura vertical (soportes, brazo robótico, varillas). Para ello se debe realizar un análisis de carga y deformación previos para verificar si la forma del soporte es la adecuada para tolerar los esfuerzos.



(a) Frente del soporte superior.



(b) Posterior del soporte superior.

Figura 3.3: Soporte superior.

Para realizar el análisis de esfuerzos y deformación se simplificó la pieza ya que el solver del software utilizado no podía procesar y analizar geometrías tan complejas como la planteada. Además se tomaron las propiedades del filamento plástico PETG de impresión 3D para hacer un correcto análisis.

En la siguiente figura se pueden observar las fuerzas aplicadas, las mismas contemplan una carga máxima de 3.5kg. Las fuerzas son aplicadas en las secciones indicadas en la imagen y divididas en dos para la parte superior y en tres para la parte inferior.

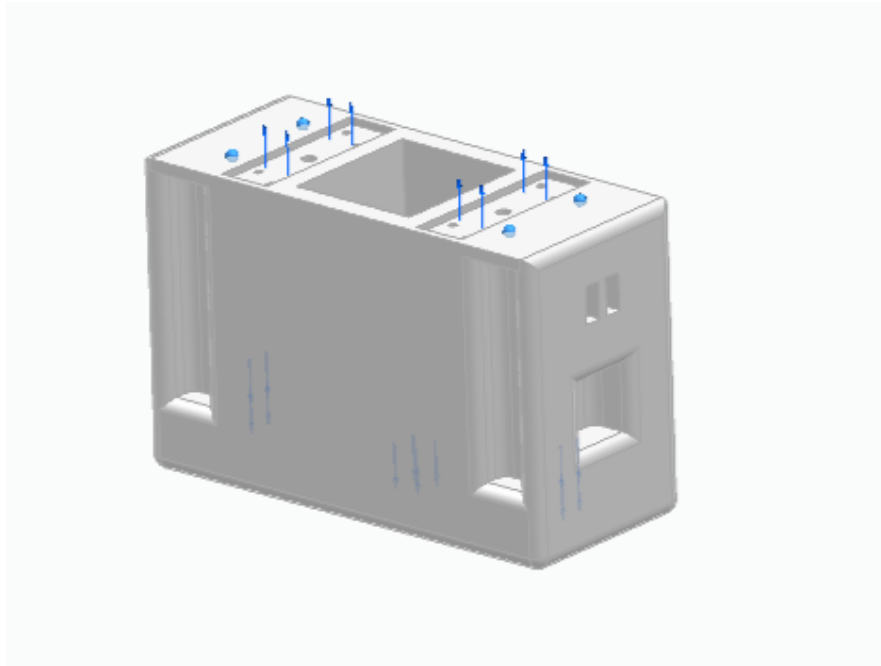


Figura 3.4: *Fuerzas aplicadas para el análisis*

A continuación se muestran los resultados obtenidos.

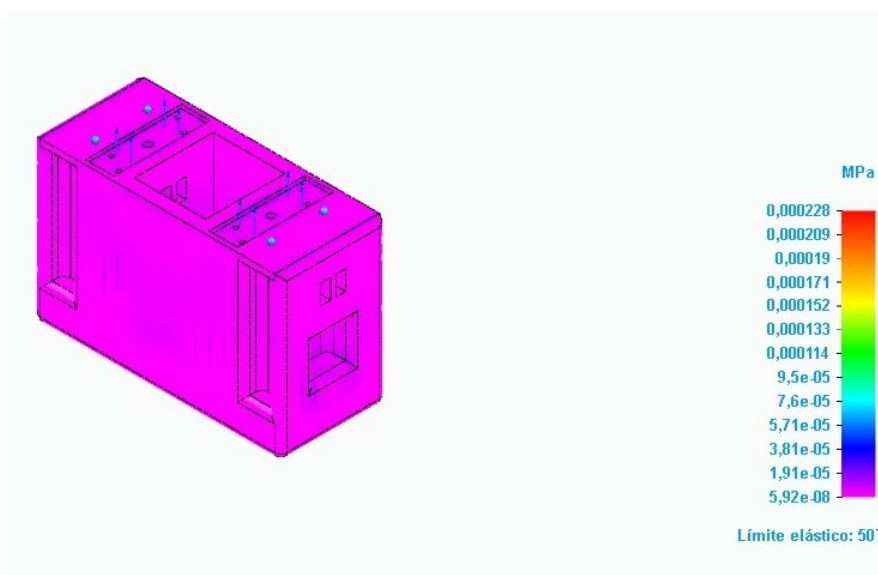


Figura 3.5: *Análisis de tensión de Von Misses.*

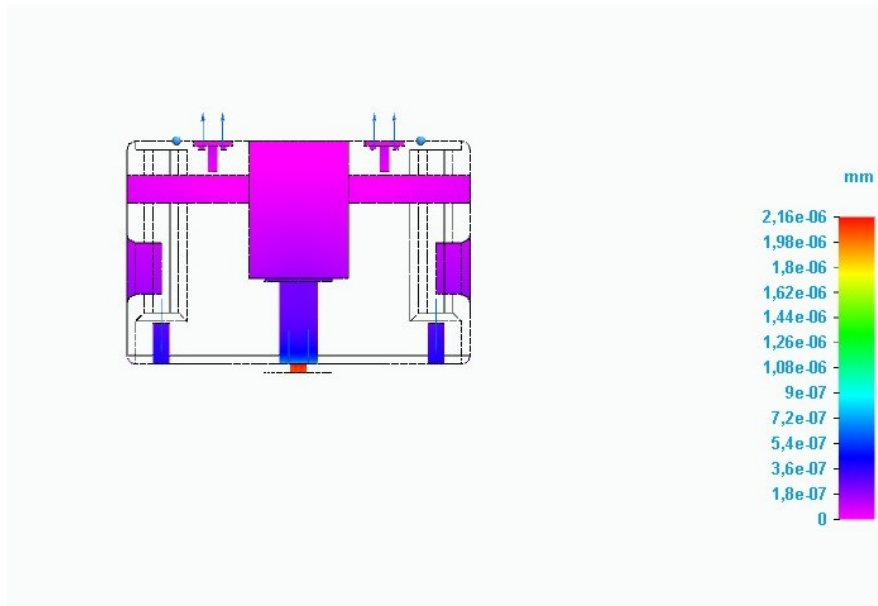


Figura 3.6: *Análisis de deformación.*

Como se puede observar en las imágenes, la tensión está muy por debajo de la tensión de rotura y las deformaciones son prácticamente insignificantes, por lo que se puede concluir que el diseño es aplicable.

Suporte medio

Este soporte se desliza por el movimiento de la varilla, además es en donde se encuentra el brazo robótico y la cámara. Cuenta con canales internos para el montaje de los cables.

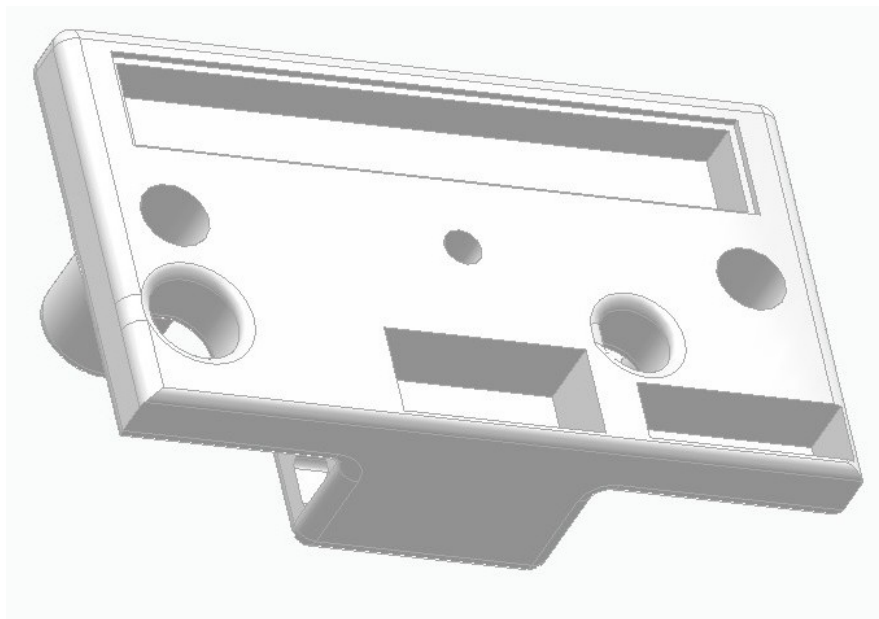


Figura 3.7: *Soporte medio.*

Suporte inferior

Este soporte cierra la estructura vertical, en el van los extremos de las varillas trefiladas y la varilla roscada y el final de carrera correspondiente. También cuenta con canales internos para el montaje de los cables.



Figura 3.8: *Soporte inferior.*

Brazo robótico

Para el diseño del brazo robótico se tienen 2 partes principales, el cuerpo del brazo y el efector final o gripper.

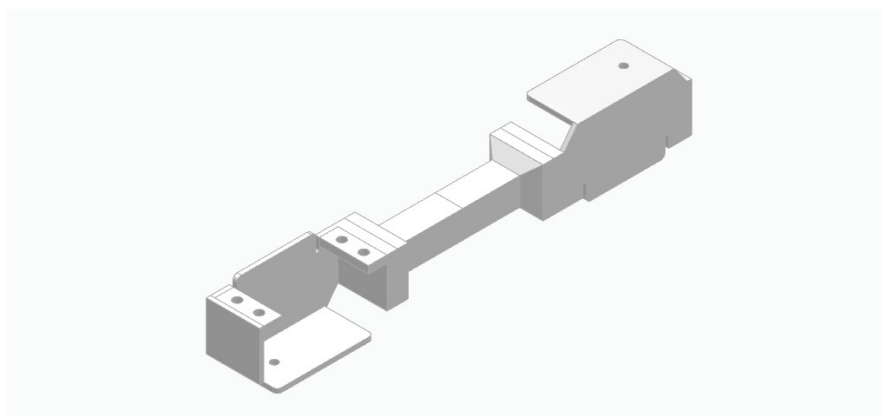


Figura 3.9: *Cuerpo del brazo.*

El diseño del gripper tiene en cuenta un sistema de transmisión piñon-cremallera para el agarre.

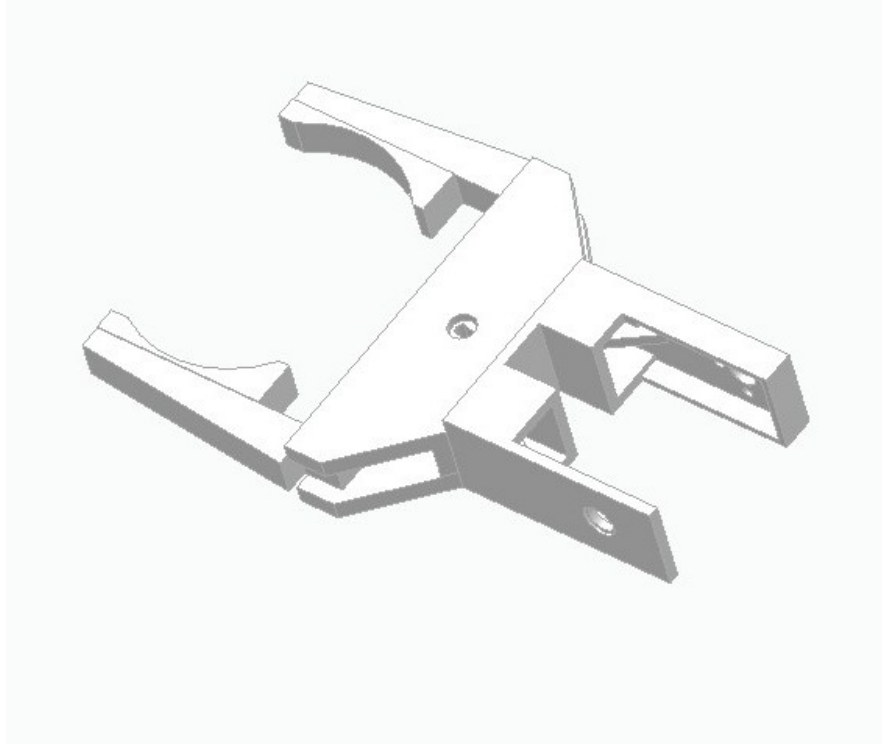


Figura 3.10: *Gripper*.

3.3. Sistema de Control de Bajo Nivel (Nivel Regulatorio)

3.3.1. Arquitectura del Nivel Regulatorio

3.3.2. Hardware de Control - Arduino Mega 2560

3.3.3. Selección y Dimensionamiento de Actuadores

3.3.4. Sensores de Seguridad

3.3.5. Control de Movimiento

3.3.6. Protocolo de Comunicación UART

3.4. Sistema de Supervisión y Alta Gestión (Nivel Supervisor)

3.4.1. Arquitectura del Nivel Supervisor

3.4.2. Hardware Supervisor - Raspberry Pi 4

3.4.3. Máquina de Estados Supervisora

3.4.4. Coordinación con Nivel Regulatorio

3.5. Inteligencia Artificial y Visión por Computadora

3.5.1. Arquitectura y Pipeline de Procesamiento

3.5.2. Sistema de Posicionamiento Visual

3.5.3. Sistema de Clasificación de Cultivos

3.5.4. Mapeo y Optimización de Rutas

Formulación del Problema de Optimización

Una vez completado el mapeo del entorno y habiendo identificado las estaciones que contienen lechugas disponibles para cosecha, el sistema debe determinar la secuencia óptima de visita que minimice el tiempo total de operación. Este problema se modela formalmente como una variante del problema del viajante (Travelling Salesman Problem, TSP) adaptada a las características específicas del robot cartesiano.

Sea $\mathcal{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ el conjunto de N estaciones objetivo identificadas durante el mapeo, donde cada $P_i = (x_i, y_i)$ representa las coordenadas de una estación con lechuga. El objetivo es encontrar una permutación $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$ que defina la secuencia de visita y minimice el tiempo total de recorrido.

El tiempo total de operación se compone de dos términos: el tiempo acumulado de desplazamiento entre estaciones consecutivas y el tiempo acumulado de operación en cada estación. Formalmente:

$$J_{total}(\pi) = \sum_{i=1}^{N-1} t_{mov}(P_{\pi_i}, P_{\pi_{i+1}}) + \sum_{i=1}^N t_{op}(P_{\pi_i}) \quad (3.25)$$

El tiempo de operación en cada estación t_{op} incluye la corrección visual de posición, la verificación de presencia de lechuga, la ejecución de la cosecha y el depósito del producto. Este tiempo es aproximadamente constante (alrededor de 8 segundos) independientemente de la posición de la estación. Por lo tanto, el término $\sum_{i=1}^N t_{op}(P_{\pi_i})$ es constante para cualquier permutación π , y la optimización se reduce a:

$$\min_{\pi} \sum_{i=1}^{N-1} t_{mov}(P_{\pi_i}, P_{\pi_{i+1}}) \quad (3.26)$$

Este problema es NP-difícil en su formulación general, lo que significa que no existe algoritmo conocido que garantice encontrar la solución óptima en tiempo polinomial para instancias arbitrarias. Sin embargo, para los tamaños de instancia relevantes para este sistema (típicamente $N \leq 50$ estaciones con lechuga), es factible emplear heurísticas que producen soluciones de alta calidad en tiempos de cómputo aceptables.

Modelo de Tiempo de Movimiento

El cálculo del tiempo de desplazamiento entre dos estaciones debe considerar que el robot tiene velocidades características diferentes en cada eje. El eje horizontal (X) emplea transmisión por correa dentada y alcanza velocidad de 100 mm/s, mientras que el eje vertical (Y) emplea husillo de bolas y alcanza velocidad de 50 mm/s.

Dado que ambos ejes se mueven simultáneamente, el tiempo de desplazamiento entre dos puntos $P_i = (x_i, y_i)$ y $P_j = (x_j, y_j)$ está determinado por el eje que requiere mayor tiempo:

$$t_{mov}(P_i, P_j) = \max \left(\frac{|\Delta x|}{v_x}, \frac{|\Delta y|}{v_y} \right) \quad (3.27)$$

donde $\Delta x = x_j - x_i$, $\Delta y = y_j - y_i$, $v_x = 100$ mm/s y $v_y = 50$ mm/s.

Esta expresión asume que el tiempo está dominado por el movimiento puro, despreciando aceleración y deceleración. Esta aproximación es razonable dado que las distancias típicas entre estaciones (150 mm horizontal, 200 mm vertical) son suficientes para alcanzar velocidad de régimen permanente.

Sin embargo, para la optimización se emplea una función de costo modificada que considera el desgaste diferencial de los actuadores. El husillo del eje Y presenta mayor desgaste mecánico que la correa del eje X debido a las cargas verticales que soporta. Para balancear el uso de ambos ejes y prolongar la vida útil del sistema, se introduce ponderación en la función de costo:

$$C_{mov}(P_i, P_j) = \alpha \cdot \frac{|\Delta x|}{v_x} + \beta \cdot \frac{|\Delta y|}{v_y} \quad (3.28)$$

Los factores de ponderación se establecen como $\alpha = 0,6$ y $\beta = 1,0$, otorgando mayor peso a los movimientos verticales. Esta ponderación incentiva al algoritmo de optimización a preferir rutas que minimicen desplazamientos en Y, reduciendo el desgaste del husillo sin comprometer significativamente el tiempo total.

Algoritmo Heurístico del Vecino Más Cercano

El algoritmo del vecino más cercano constituye una heurística constructiva que genera soluciones de buena calidad con complejidad computacional manejable. El algoritmo construye la ruta incrementalmente, en cada paso seleccionando la estación no visitada más cercana a la posición actual según la función de costo definida.

El procedimiento inicia en la posición actual del robot, que típicamente corresponde a la última posición alcanzada durante el mapeo. En cada iteración, se calculan los costos de desplazamiento

Proyecto Final de Estudios: Robot cosechador automático

desde la posición actual hacia todas las estaciones no visitadas. Se selecciona la estación con menor costo, se agrega a la ruta y se marca como visitada. La posición actual se actualiza a las coordenadas de la estación recién agregada. El proceso se repite hasta que todas las estaciones han sido visitadas.

Formalmente, el algoritmo se describe como:

Inicializar la posición actual P_{actual} como la posición del robot. Inicializar el conjunto de estaciones restantes $\mathcal{R} = \mathcal{P}$. Inicializar la ruta π como vacía.

Mientras $\mathcal{R} \neq \emptyset$:

$$P_{proximo} = \arg \min_{P \in \mathcal{R}} C_{mov}(P_{actual}, P) \quad (3.29)$$

Agregar $P_{proximo}$ a π . Eliminar $P_{proximo}$ de \mathcal{R} . Actualizar $P_{actual} = P_{proximo}$.

La complejidad computacional de este algoritmo es $O(N^2)$ donde N es el número de estaciones, dado que en cada una de las N iteraciones se evalúan los costos hacia las estaciones restantes. Para $N = 50$, esto representa 2500 evaluaciones de costo, operación completada en menos de 10 milisegundos en la Raspberry Pi 4.

Refinamiento mediante Optimización 2-opt

La solución generada por el vecino más cercano puede mejorarse mediante optimización local 2-opt. Esta técnica considera pares de aristas en la ruta y evalúa si intercambiarlas reduce el costo total. Específicamente, dada una ruta $\pi = [P_1, P_2, \dots, P_N]$, se consideran aristas (P_i, P_{i+1}) y (P_j, P_{j+1}) con $i < j$. Se calcula el costo actual de estas aristas:

$$C_{actual} = C_{mov}(P_i, P_{i+1}) + C_{mov}(P_j, P_{j+1}) \quad (3.30)$$

Y el costo alternativo si se intercambian las conexiones:

$$C_{alternativo} = C_{mov}(P_i, P_j) + C_{mov}(P_{i+1}, P_{j+1}) \quad (3.31)$$

Si $C_{alternativo} < C_{actual}$, la ruta se mejora invirtiendo el segmento entre $i + 1$ y j . Este proceso se repite iterativamente sobre todos los pares de aristas hasta que no se encuentren mejoras adicionales.

La optimización 2-opt puede reducir el costo de la ruta en 5 a 15 por ciento comparada con la solución del vecino más cercano, con tiempo de ejecución adicional típicamente inferior a 100 milisegundos para instancias de 50 estaciones.

Heurística Específica de Agrupamiento por Filas

Una estrategia alternativa explota la geometría estructurada del sistema de cultivo. Dado que las estaciones se organizan en filas horizontales bien definidas, se implementa una heurística que agrupa estaciones por fila y planifica la ruta como secuencia de barridos horizontales.

El algoritmo identifica primero todas las filas únicas presentes en el conjunto de estaciones objetivo. Para cada estación (x_i, y_i) , se calcula su fila correspondiente redondeando la coordenada Y al múltiplo de 200 más cercano, dado que las filas están separadas 200 milímetros. Las estaciones se agrupan por fila, y las filas se ordenan por su coordenada Y.

Para cada fila, las estaciones se ordenan por coordenada X. La dirección de ordenamiento alterna entre filas: las filas con índice par se ordenan de menor a mayor X (izquierda a derecha), mientras que las filas con índice impar se ordenan de mayor a menor X (derecha a izquierda). Esta alternancia implementa el patrón serpiente que minimiza movimientos verticales de retorno.

La ruta final concatena las estaciones de todas las filas en el orden establecido. Este método garantiza que todos los movimientos largos ocurren en dirección horizontal (eje rápido), mientras que los movimientos verticales (eje lento) son mínimos e inevitables: solamente los necesarios para transitar entre filas.

Experimentalmente, esta heurística produce rutas con costo típicamente 30 a 40 por ciento menor que el vecino más cercano simple, y frecuentemente iguales o superiores a las rutas obtenidas mediante vecino más cercano seguido de 2-opt. Su ventaja adicional es la simplicidad conceptual y la predictibilidad del patrón de movimiento resultante.

Resultados Comparativos

Se evaluaron los tres enfoques de planificación en múltiples instancias representativas. Para una instancia típica de 30 estaciones distribuidas uniformemente en el espacio de trabajo, los resultados fueron:

Orden aleatorio (sin optimización): tiempo estimado de 285 segundos.

Vecino más cercano: tiempo estimado de 198 segundos, representando mejora de 30 por ciento respecto al orden aleatorio.

Vecino más cercano con refinamiento 2-opt: tiempo estimado de 175 segundos, mejora de 39 por ciento respecto al orden aleatorio.

Agrupamiento por filas: tiempo estimado de 165 segundos, mejora de 42 por ciento respecto al orden aleatorio.

La implementación final emplea el método de agrupamiento por filas dado su desempeño superior y menor complejidad computacional. El tiempo de cómputo para planificar la ruta de 50 estaciones es inferior a 50 milisegundos, despreciable comparado con el tiempo de ejecución de la ruta que típicamente supera los 400 segundos.

Eficiencia Operativa Global

El tiempo total de operación del sistema comprende tres fases: mapeo del entorno, planificación de la ruta, y ejecución de la cosecha. Para un sistema completo de 72 estaciones donde aproximadamente 40 contienen lechugas, los tiempos son:

Mapeo completo: 210 segundos (3.5 minutos).

Planificación de ruta para 40 estaciones: 0.15 segundos (despreciable).

Ejecución de cosecha: 40 estaciones multiplicadas por 8 segundos por estación resulta en 320 segundos.

Tiempo total: aproximadamente 530 segundos, equivalente a 8.8 minutos.

Esta eficiencia representa una mejora significativa comparada con operación manual, donde un operador humano requiere típicamente 25 a 30 minutos para cosechar la misma cantidad de lechugas. El sistema automatizado opera aproximadamente 3.4 veces más rápido que un operador humano, demostrando el valor de la optimización de trayectorias en la eficiencia global del sistema.

3.6. Interfaz de Usuario y Supervisión

3.7. Montaje e Integración

4. Pruebas y Resultados

4.1. Metodología de Pruebas

4.2. Pruebas del Sistema Mecánico

4.3. Pruebas del Sistema de Control

4.4. Pruebas del Sistema de IA

4.5. Pruebas de Integración

4.6. Análisis de Resultados

5. Conclusiones y Trabajo Futuro

5.1. Conclusiones Generales

5.2. Aportes del Proyecto

5.3. Trabajo Futuro

A. Diagramas Eléctricos Completos

B. Código Fuente Relevante

C. Especificaciones Técnicas de Componentes

D. Manual de Usuario

E. Hojas de Datos

Referencias

1. Módulo 04: Uniones Roscadas - Cátedra: Tecnología de construcción y diseño mecánico - Ing. Sebastián Lazo - Ing. Gabriel Mallon -ITU