



**Universidad Autónoma de San Luis Potosí**

**Facultad de Ingeniería**

**Centro de Investigación y Estudios de Posgrado**

Control basado en visión de un robot paralelo tipo delta por  
medio del método Manipulación en Espacio de Cámara

## **T E S I S**

Que para obtener el grado de:

Maestro en Ingeniería Mecánica

Presenta:

Ing. José Guillermo López Lara

Asesor:

Dr. Mauro Eduardo Maya Méndez

Co - asesor

Dr. Juan Antonio Cárdenas Galindo





**UASLP**

Universidad Autónoma  
de San Luis Potosí

15 de diciembre de 2016

**AL ING. JOSÉ GUILLERMO LÓPEZ LARA  
P R E S E N T E.**

En atención a su solicitud de Temario, presentada por los **Dres. Mauro Eduardo Maya Méndez y Juan Antonio Cárdenas Galindo, Asesor y Co-asesor** de la Tesis que desarrollará Usted, con el objeto de obtener el Grado de **Maestro en Ingeniería Mecánica**, me es grato comunicarle que en la Sesión del H. Consejo Técnico Consultivo celebrada el día 15 de diciembre del presente, fue aprobado el Temario propuesto:

**TEMARIO:**

**“Control basado en visión de un robot paralelo tipo delta por medio del método Manipulación en Espacio de Cámara”**

Introducción.

1. Antecedentes de robots tipo paralelo y del método de control basado en visión Manipulación en Espacio de Cámara.
2. Esquemas de control basados en visión para un robot paralelo tipo delta utilizando el método de Manipulación en Espacio de Cámara.
3. Esquema de un control por visión de un robot paralelo tipo delta usando Modelo de Cámara Lineal y el método Manipulación en Espacio de Cámara para objetos en movimiento.
4. Resultados experimentales.

Conclusiones.

Apéndices.

Referencias.

**“MODOS ET CUNCTARUM RERUM MENSURAS AUDEBO”**

**A T E N T A M E N T E**

**M. I. JORGE ALBERTO PÉREZ GONZÁLEZ  
DIRECTOR.**



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA  
SAN LUIS POTOSÍ  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
DIRECCION



**FACULTAD DE  
INGENIERÍA**

Av. Manuel Nava 8  
Zona Universitaria • CP 78290  
San Luis Potosí, S.L.P.  
tel. (444) 826 2330 al39  
fax (444) 826 2336  
www.uaslp.mx

Copia. Archivo.  
\*etn.



## UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SAN LUIS POTOSÍ

### FACULTAD DE INGENIERÍA

#### Centro de Investigación y Estudios de Posgrado

#### Aclaración

El presente trabajo que lleva por título

“Control basado en visión de un robot paralelo tipo delta por medio del método Manipulación en Espacio de Cámara”

Se realizó en el periodo de Enero de 2015 a Febrero de 2017 bajo la dirección del Dr. Mauro Eduardo Maya Méndez y del Dr. Juan Antonio Cárdenas Galindo.

#### **Originalidad**

Por este medio aseguro que he realizado este documento de tesis para fines académicos sin ayuda indebida de terceros y sin utilizar otros medios más que los indicados.

Las referencias e información tomadas directa o indirectamente de otras fuentes se han definido en el texto como tales y se ha dado el debido crédito a las mismas.

El autor exime a la UASLP de las opiniones vertidas en este documento y asume la responsabilidad total del mismo.

Este documento no ha sido sometido como tesis a ninguna otra institución nacional o internacional en forma parcial o total.

Se autoriza a la UASLP para que divulgue este documento de Tesis para fines académicos.

José Guillermo López Lara

# Agradecimientos

Primera y principalmente agradezco a Dios por la oportunidad de cumplir una meta más en la vida, terminar esta maestría. Le agradezco por ponerme en el camino a las personas indicadas. Agradezco el apoyo recibido de cada una de ellas, sus consejos, enseñanzas y pensamientos. El aprendizaje es un hábito que debe de practicarse día a día, en cualquier ámbito y a toda hora.

Agradezco a mi familia, en especial a mis padres Gregorio y Dolores, por su apoyo incondicional, confianza y cariño brindado.

A mis asesores, los doctores Mauro Eduardo Maya Méndez y Juan Antonio Cárdenas Galindo, por su confianza y guía para la realización de este trabajo de tesis.

A mis amigos, quien en cierta medida son también mi familia, por compartir su tiempo y consejos durante este trayecto.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT), por la beca otorgada.

A la Universidad Autónoma de San Luis Potosí y al Posgrado en Ingeniería Mecánica, en especial al Comité Académico, por brindarme la oportunidad de incorporarme a esta casa de estudio.

# Resumen

Este trabajo de tesis presenta el desarrollo de una nueva técnica de control basado en visión para la manipulación de objetos en movimiento. La técnica desarrollada está inspirada en el método de Manipulación en Espacio de Cámara.

De manera general, los manipuladores paralelos presentan ciertas características, propias de su estructura cinemática, como altas velocidades, mayor capacidad de carga, rigidez y precisión, en comparación con los de tipo serial. Lo anterior los hace atractivos para su empleo en aplicaciones de tipo médicas, de manufactura, industriales, de entretenimiento, etc. Por otro lado, los robots paralelos presentan un espacio de trabajo pequeño y de forma irregular, un mayor número de singularidades y una cinemática directa, dinámica y calibración más complejos de resolver, respecto a sus similares seriales. Por todo lo anterior, desarrollar una técnica de control que lidie con sus características desfavorables no resulta trivial. Adicionalmente existen pocos trabajos enfocados al control de estas plataformas.

Entre las aportaciones principales generadas de este trabajo se encuentran: 1) La incorporación de la metodología de control clásica de Manipulación en Espacio de Cámara no lineal, a la plataforma paralela tipo delta PARALLIX LFK – 2040. Esta implementación no se había hecho en ningún tipo de plataforma paralela. 2) La comparación entre la metodología clásica de Manipulación en Espacio de Cámara no lineal y su variante lineal, en tareas de posicionamiento a objetivos estáticos. 3) La reducción del tiempo de ciclo efectivo del algoritmo de control a través de una programación multi – hilos, sustituyéndose a la programación secuencial propia de éstas técnicas. 4) **El desarrollo de un nuevo sistema de control, variante de la metodología lineal de Manipulación en Espacio de Cámara, para dar seguimiento y manipulación a objetivos móviles a través del Filtro de Kalman.** Esta aportación es la más importante del trabajo de tesis. 5) La validación experimental del control desarrollado, para objetivos desplazándose en trayectorias rectilíneas a diferentes velocidades y para objetivos con trayectorias aleatorias a velocidades no constantes.

# Contenido

Introducción.....	1
1. Antecedentes de robots tipo paralelo y del método de control basado en visión Manipulación en Espacio de Cámara .....	4
1.1. Robots industriales.....	4
1.2. Antecedentes de robots paralelos.....	7
1.2.1 Robot paralelo tipo delta.....	9
1.3. Control basado en visión.....	15
1.3.1 Teleoperación .....	16
1.3.2 Técnicas de Calibración.....	16
1.3.3 Servo Visual .....	18
1.3.4 Manipulación en Espacio de Cámara .....	21
1.4 Metodología de control por visión basado en CSM .....	22
1.4.1 Modelo de cámara de orificio y ortográfico .....	22
1.4.2 Determinación de los 6 parámetros de visión.....	25
1.4.3 Etapa de ‘Flattening’ .....	27
1.4.4 Configuración interna del manipulador.....	28
1.5 Metodología de control por visión basado en LCM – CSM.....	29
1.5.1 Parámetros intrínsecos .....	29
1.5.2 Parámetros extrínsecos .....	31
1.5.3 Determinación de los 11 parámetros de visión.....	32
1.5.4 Configuración interna del manipulador.....	33
2 Esquemas de control basados en visión para un robot paralelo tipo delta utilizando el método de Manipulación en Espacio de Cámara.....	36
2.1 Evaluación del modelo cinemático del robot PARALLIX LFK – 2040 .....	37
2.2 Desarrollo de la metodología de CSM no lineal a la plataforma paralela .....	38
2.3 Implementación de la metodología CSM no lineal y su variante lineal LCM –CSM a la plataforma paralela.....	41
2.3.1 Hardware .....	41
2.3.2 Software.....	41
2.4 Resultados experimentales.....	44
2.4.1 Evaluación experimental de la metodología no lineal de CSM sin ‘flattening’ .....	48

2.4.2	Evaluación experimental de la metodología no lineal de CSM con <i>'flattening'</i>	50
2.4.3	Evaluación experimental de la metodología lineal LCM – CSM.....	52
2.4.4	Comparativa entre las metodologías de control .....	54
3	Esquema de un control por visión de un robot paralelo tipo delta usando Modelo de Cámara Lineal y el método Manipulación en Espacio de Cámara para objetos en movimiento .....	57
3.2	Estimación de movimiento .....	58
3.2.1	Estimación de parámetros.....	58
3.2.1.1	Estimación del movimiento del punto objetivo por medio de mínimos cuadrados .....	58
3.2.2	El Filtro de Kalman .....	60
3.2.2.1	Estimación del movimiento del punto objetivo por medio del FK.....	63
3.3	Desarrollo de la metodología de control LCM – CSM + estimación de parámetros .....	65
3.4	Desarrollo de la metodología de control LCM – CSM + FK .....	68
4	Resultados experimentales .....	73
4.2	Mejoras de implementación.....	73
4.3	Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK y las mejoras de implementación realizadas.....	75
4.4	Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK para la manipulación de objetos en movimiento con trayectoria predefinida .....	79
4.5	Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK para la manipulación de objetos en movimiento sin trayectoria predefinida .....	86
4.6	Discusión de resultados .....	92
	Conclusiones.....	95
	Apéndices .....	98
A.1	Posiciones del <i>'pre – plan'</i> para CSM .....	98
A.2	Posiciones del <i>'pre – plan'</i> para LCM – CSM .....	99
B.1	Resultados experimentales para objetivos estáticos usando CSM sin <i>'flattening'</i> ..	100
B.2	Resultados experimentales para objetivos estáticos usando CSM con <i>'flattening'</i> .	103
B.3	Resultados experimentales para objetivos estáticos usando LCM – CSM .....	106
C.1	Resultados experimentales entre la metodología LCM –CSM + FK y las mejoras implementadas con 1 marcas visual.....	109

C.2 Resultados experimentales entre la metodología LCM –CSM + FK y las mejoras implementadas con 4 marcas visuales a diferente número de aproximaciones .....	110
D.1 Resultados experimentales para objetivos en movimiento con trayectoria rectilínea usando LCM – CSM + FK con 1 marca visual.....	112
D.2 Resultados experimentales para objetivos en movimiento con trayectoria predefinida usando LCM – CSM + FK con 4 marcas visuales.....	113
E.1 Resultados experimentales para objetivos con movimiento aleatorio usando LCM – CSM + FK con 1 marca visual.....	114
F.1 Graficación fuera de línea en la interfaz.....	115
Referencias .....	117



# Índice de Figuras

Figura 1.1: Robot serial articulado ABB. ....	5
Figura 1.2: Robot paralelo espacial de 6 grados de libertad. ....	5
Figura 1.3: Robot paralelo para operaciones de pintura. ....	7
Figura 1.4: Máquina de Gough. ....	8
Figura 1.5: Plataforma Stewart. ....	8
Figura 1.6: Simulador de vuelo. ....	9
Figura 1.7: Robot paralelo tipo delta. ....	10
Figura 1.8: Vista superior del robot paralelo delta. ....	10
Figura 1.9: Vista lateral del robot paralelo delta. ....	11
Figura 1.10: Servo Visual basado en posición. ....	19
Figura 1.11: Servo Visual basado en imagen. ....	19
Figura 1.12: Esquema del modelo de cámara de orificio. ....	23
Figura 1.13: Modelos de cámara, tipos de proyección en función de la distancia focal. ....	24
Figura 2.1: Esquema general del algoritmo de control de CSM no lineal. ....	39
Figura 2.2: Diagrama de flujo del algoritmo de control de CSM no lineal. ....	40
Figura 2.3: Plataforma PARALLIX LKF – 2040, sistema de visión y de desplazamiento. ....	42
Figura 2.4: Tarjeta PIC – SERVO y encoder incrementales CUI, AMT 102 – V. ....	42
Figura 2.5: Vista isométrica de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma de CSM. ....	44
Figura 2.6: Vista superior de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma de CSM. ....	45
Figura 2.7: Vista isométrica de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma de LCM – CSM. ....	45
Figura 2.8: Vista superior de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma de LCM – CSM. ....	46
Figura 2.9: Error de posicionamiento en cada prueba usando CSM sin ‘flattening’ ....	49
Figura 2.10: Error de posicionamiento en cada eje usando CSM sin ‘flattening’ ....	49
Figura 2.11: Error de posicionamiento en cada prueba usando CSM con ‘flattening’. ....	51
Figura 2.12: Error de posicionamiento en cada eje usando CSM con ‘flattening’ ....	51
Figura 2.13: Error de posicionamiento en cada prueba usando LCM – CSM. ....	53
Figura 2.14: Error de posicionamiento en cada eje usando LCM – CSM. ....	53
Figura 2.15: Precisión y desviación estándar de cada metodología evaluada. ....	55
Figura 2.16: Tiempos de ciclo promedio de cada metodología evaluada. ....	55
Figura 3.1: Estimación del movimiento del objeto, empleando 2 observaciones. ....	59
Figura 3.2: Estimación del movimiento del objeto, empleando todas las observaciones. ....	60
Figura 3.3: Etapas del Filtro de Kalman. ....	61
Figura 3.4: Diagrama de flujo del algoritmo de control LCM – CSM + Estimación de parámetros. ....	67
Figura 3.5: Esquema general del algoritmo de control LCM – CSM + FK. ....	68
Figura 3.6: Diagrama de flujo del algoritmo de control LCM – CSM + FK. ....	70
Figura 3.7: Marca visual del punto objetivo. ....	71

Figura 3.8: Marca visual en el efector final del manipulador.....	71
Figura 4.1: Encendido y apagado de la marca visual del manipulador. ....	74
Figura 4.2: Procesado y acondicionamiento de la imagen adquirida. ....	74
Figura 4.3: Vista isométrica de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma LCM – CSM + FK. ....	76
Figura 4.4: Vista superior de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma LCM – CSM + FK.....	76
Figura 4.5: Vista isométrica del espacio de trabajo accesible por el manipulador, puntos de pre – plan, plano de trabajo y posición de inicio. ....	80
Figura 4.6: Vista superior del espacio de trabajo accesible por el manipulador, puntos de pre – plan y posición de inicio.....	80
Figura 4.7: Comportamiento del error para objetivos a diferentes velocidades empleando 1 marca visual.....	81
Figura 4.8: Comportamiento del error para objetivos a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales. ....	83
Figura 4.9: Detección correcta (izquierda), irregular (centro) e incompleta (derecha) del centroide. ....	85
Figura 4.10: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #1 diente de sierra.....	88
Figura 4.11: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #2 zig – zag.....	89
Figura 4.12: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #3 espiral creciente. ....	90
Figura 4.13: Error de posicionamiento para objetivos con trayectorias no predefinidas. ....	91

# Índice de Tablas

Tabla 1.1: Comparativa entre las características de robots seriales y paralelos. ....	6
Tabla 2.1: Error de posicionamiento utilizando sólo el modelo cinemático del robot. ....	38
Tabla 2.2: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando CSM sin ‘flattening’. .....	48
Tabla 2.3: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando CSM con ‘flattening’. ....	50
Tabla 2.4: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando LCM – CSM. ....	52
Tabla 3.1: Error de estimación del punto objetivo a través del FK, usando 2 y 4 variables.	64
Tabla 4.1: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo entre la metodología LCM – CSM + FK y las mejoras de implementación. ....	77
Tabla 4.2: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo de la metodología LCM – CSM + FK con las mejoras de implementación. ....	78
Tabla 4.3: Error promedio de posicionamiento para objetivos a diferentes velocidades empleando 1 marca visual. ....	81
Tabla 4.4: Tiempo promedio de posicionamiento para objetivos desplazándose a diferentes velocidades empleando 1 marca visual. ....	82
Tabla 4.5: Error promedio de posicionamiento para objetivos a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales. ....	83
Tabla 4.6: Tiempo promedio de posicionamiento para objetivos desplazándose a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales. ....	83
Tabla 4.7: Error de posicionamiento para objetivos con trayectorias no predefinidas. ....	91

# Introducción

Los robots paralelos están compuestos por una base móvil y una fija, unidos entre sí por al menos dos cadenas cinemáticas independientes. Esta configuración le permite distribuir el peso total de la carga entre todas cadenas cinemáticas, de esta manera el robot puede conformarse por eslabones más esbeltos y ligeros. Por lo anterior, este tipo de robots presenta ciertas ventajas ante los seriales, como mayor rigidez, velocidad, aceleración, precisión, inercia en movimiento y relación carga/peso. Por estas razones, los robots paralelos cada vez son más empleados en aplicaciones de tipo médicas, de manufactura, industriales y de entretenimiento.

Sin embargo, controlar este tipo de robots presenta grandes desafíos al ser sistemas en donde el movimiento de una cadena cinemática no es independiente de la otra, requiriendo un movimiento coordinado de las juntas activas de cada una, para llevarlo a una configuración deseada. Este tipo de robots presenta además, por sus múltiples cadenas cinemáticas cerradas, mayor número de parámetros a considerar para un proceso de calibración, y un mayor número de singularidades. Más aún, no existe una metodología estándar que resuelva su cinemática directa y ésta tiene en general más de una solución. Lo anterior complica de forma indirecta el cálculo del Jacobiano, el cual es parte fundamental en diversas técnicas de control.

El número de trabajos reportados en la literatura, dedicados al control de robots paralelos es reducido en comparación con los asociados al control de robots de tipo serial, lo que da evidencia que esta problemática no es de fácil resolución y permanece abierta. Por todo lo anterior, desarrollar una técnica de control que lidie con los problemas mencionados y permita explotar las características favorables de los robots paralelos no resulta trivial.

La técnica de Manipulación en Espacio de Cámara o ‘**CSM**’ (por las siglas en inglés *Camera Space Manipulation*), es una técnica de control que emplea visión por computadora, para controlar en lazo abierto los movimientos de robots y así **manipular objetivos estáticos**.

CSM por ser una técnica de control por visión, permite compensar por errores en el modelo cinemático provenientes por ejemplo de incertidumbres dimensionales o de falta de rigidez del sistema, entre otros elementos. Esta técnica no requiere del cálculo del Jacobiano ni de un proceso de calibración de los parámetros del robot. Además, el proceso de actualización

de los parámetros del sistema de visión, actúa como un filtro absorbiendo el ruido presente en las imágenes y en la errónea localización del efector final del manipulador, debido a imperfecciones mecánicas. Lo anterior lo hace atractivo como opción para desarrollar métodos de control para robots paralelos, al lidiar con algunos de los problemas asociados a las mismas y mencionados anteriormente.

Actualmente, muchas aplicaciones industriales requieren la manipulación de objetos en movimiento (operaciones '*pick & place*', empaquetado, etc.), por lo que una técnica de control que permita su manipulación y a su vez lidie con las problemáticas asociadas a robots paralelos resulta de interés.

En este trabajo se plantea el desarrollo de un nuevo sistema de control de robots paralelos, inspirado en la metodología Manipulación en Espacio de Cámara, **capaz de dar seguimiento y manipulación a objetivos móviles.**

Para lograr lo anterior, primeramente se propone la extensión de la metodología clásica de Manipulación en Espacio de Cámara no lineal (CSM), al robot paralelo tipo delta PARALLIX LKF – 2040. Ésta metodología nunca ha sido aplicada en robots paralelos y su implementación involucraría modificar del algoritmo de control original, el modelo cinemático y considerar los problemas abiertos mencionados.

Una vez incorporada la metodología clásica no lineal, se propone realizar una comparativa con respecto a su variante lineal. Esta variante a diferencia de la metodología clásica, emplea un modelo de cámara lineal y es denominada **LCM – CSM** (*Linear Camera Model – Camera Space Manipulation*) por sus siglas en inglés. Esta metodología fue recientemente implementada en la plataforma PARALLIX LKF – 2040, siendo éste el único trabajo reportado bajo este paradigma de control a robots paralelos. Por lo anterior resulta de interés comparar ambas metodologías, evaluando precisión y tiempo de ciclo en tareas de posicionamiento a objetivos estáticos, lo cual nunca se ha realizado.

Con base en la metodología con las mejores prestaciones, se propone desarrollar una técnica de control basada en la metodología Manipulación en Espacio de Cámara, simple y con un costo computacional lo suficientemente bajo para manipular objetos en movimiento trasladándose con trayectoria definida y a velocidades lo más elevadas posibles.

## **Objetivos del trabajo de tesis**

El objetivo principal de este trabajo, es desarrollar algoritmos de control basado en el método Manipulación en Espacio de Cámara, para un robot paralelo tipo delta, enfocado en tareas de manipulación de objetos en movimiento.

Del objetivo general, se proponen los siguientes objetivos particulares:

- Síntesis teórica de las leyes de control.
- Desarrollo de un sistema de visión de alto desempeño para el sistema de control.
- Estimación del movimiento del objetivo a manipular.
- Implementación y validación experimental de las leyes de control.

## **Estructura de la tesis**

Este trabajo está organizado en 4 capítulos. En el capítulo 1, se describen las bases teóricas que sustentan la tesis. En particular se abordan las características de los robots paralelos, sus problemas abiertos y diversas técnicas de control por visión, explicando a detalle el método de Manipulación en Espacio de Cámara no lineal (CSM) y su variante lineal (LCM – CSM). En el capítulo 2, se describe la extensión de la metodología no lineal de CSM, de la cual no se ha reportado su aplicación en robots paralelos, a la plataforma PARALLIX LKF – 2040. Si bien su variante lineal LCM – CSM ya había sido implementada con anterioridad [1], nuevamente se retoma su aplicación para realizar una comparación entre ésta y la metodología clásica no lineal. En esta comparativa se evalúan la precisión y el tiempo de ciclo, en tareas de posicionamiento con respecto a objetivos estáticos.

En el capítulo 3, se presenta el desarrollo de un nuevo sistema de control, variante de LCM – CSM, simple y con un costo computacional bajo, capaz de dar seguimiento y manipulación a objetivos móviles por medio del Filtro de Kalman, denominándose LCM – CSM + FK.

En el capítulo 4, se muestran los resultados experimentales obtenidos de la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK, en donde los objetivos se desplazan a diferentes velocidades siguiendo una trayectoria rectilínea. Además se evalúa la adaptabilidad del sistema de control desarrollado para trayectorias ‘aleatorias’ a velocidades no constantes. Finalmente, se presentan las conclusiones del trabajo con los puntos importantes a considerar para trabajos posteriores.

# 1. Antecedentes de robots tipo paralelo y del método de control basado en visión

## Manipulación en Espacio de Cámara

En este capítulo se presentan 2 tipos de robots industriales, relevantes por su estructura cinemática: el robot serial y el paralelo. Se presentan las características más importantes de cada uno, enfatizándose las ventajas de los robots paralelos sobre los de tipo serial. Se presenta el robot paralelo tipo delta que se empleará en este trabajo. Se describen los problemas abiertos que enfrentan el desarrollo y control de este tipo de robots y que motivan la síntesis de una metodología de control, simple y capaz de lidiar con ellos. Finalmente se presenta una revisión de diversas técnicas de control por visión tales como: Técnicas de Calibración, Servo Visual y Manipulación en Espacio de Cámara, haciendo énfasis sobre esta última.

### 1.1. Robots industriales

En la actualidad, la robótica ocupa un papel importante en el proceso de modernización y automatización de las industrias. Los robots industriales son empleados para mejorar las condiciones de trabajo, sustituyendo a las personas en tareas peligrosas y/o repetitivas, además de disminuir los costos de producción, incrementar la precisión, productividad y flexibilidad en diversas tareas, gracias a su capacidad de reprogramación.

Una cadena cinemática, es el ensamble de varios eslabones interconectados entre sí. Una cadena cinemática cerrada, es aquella en donde cada eslabón se conecta por lo menos con otros 2 eslabones. Cuando un eslabón de la cadena cinemática se mantiene fijo y los otros se mueven, se le conoce como mecanismo.

Por su estructura cinemática, los robots industriales pueden clasificarse en seriales y paralelos. Un robot serial es un sistema mecánico, constituido por varios eslabones conectados por diversos tipos de juntas, típicamente de revoluta o prismática, para formar una cadena cinemática abierta. Una de las partes final de la cadena está fija a la tierra (base) y la otra, (efector final) tiene movimiento libre en el espacio [2]. En la *figura 1.1* [3] se

muestra un robot serial de 6 grados de libertad, 3 de ellos dedicados al posicionamiento y 3 a la orientación. Este tipo de robot es comúnmente llamado antropomórfico, por su similitud al brazo humano.



*Figura 1.1: Robot serial articulado ABB.*

Por otra parte, un robot paralelo está compuesto por 2 o más cadenas cinemáticas cerradas, en las que el efector final o plataforma móvil con  $n$  grados de libertad, está conectado a la plataforma fija por al menos 2 cadenas cinemáticas independientes [4]. En la **figura 1.2** [5] se muestra un robot paralelo espacial de 6 grados de libertad 'the Hexel Rotobot' basado en una plataforma Gough.



*Figura 1.2: Robot paralelo espacial de 6 grados de libertad.*

La existencia de múltiples cadenas cinemáticas cerradas, actuadores situados en la base fija, y eslabones más esbeltos y ligeros, hacen que los robots paralelos presenten ciertas ventajas



ante los robots seriales, como mayor rigidez, velocidad, aceleración, precisión, inercia en movimiento y relación carga/peso [6].

Por otro lado estos robots presentan un espacio de trabajo pequeño y de forma irregular, un mayor número de singularidades y una cinemática directa, dinámica, calibración y control más complejos de resolver que los de tipo serial. Lo anterior se debe a su composición cinemática, es decir por el número de cadenas cinemáticas cerradas y por ser un sistema altamente acoplado a pesar de estar constituido por cadenas cinemáticas independientes [7]. Una comparativa entre las principales características de robots seriales y paralelos se muestran en la *tabla 1.1* [2].

<b>Característica</b>	<b>Robot serial</b>	<b>Robot paralelo</b>
Espacio de trabajo	Grande	Pequeño e irregular
Solución de la cinemática directa	Fácil	Difícil
Solución de la cinemática inversa	Difícil	Fácil
Error en posición	Acumulativo	Promediado
Error en fuerza	Promediado	Acumulativo
Rigidez con respecto al peso del robot	Baja	Alta
Modelado y solución de la dinámica	Simple	Complejo
Inercia	Grande	Pequeña
Relación carga/peso	Baja	Alta
Velocidad y aceleración	Baja	Alta
Precisión	Baja	Alta
Calibración	Simple	Complejo

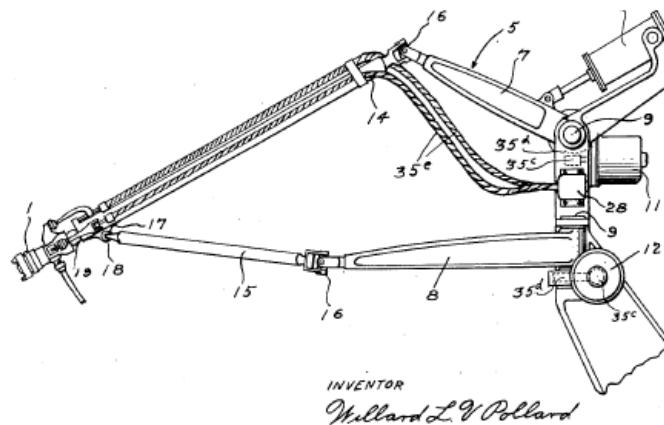
*Tabla 1.1: Comparativa entre las características de robots seriales y paralelos.*

Al analizar la *tabla 1.1*, se observan las ventajas de los robots paralelos con respecto a los de tipo serial, como mayor rigidez, precisión, inercia y mayor velocidad y aceleración de operación. Lo anterior, hace que este tipo de robots tenga diversas áreas de aplicación o interés como simuladores, en aplicaciones médicas, industriales, como micro robots y dispositivos 'pick & place'. Sin embargo estas ventajas están emparejadas con una serie de desventajas propias de su arquitectura, como espacio de trabajo reducido, difícil diseño mecánico, gran número de singularidades y cinemática compleja. Algunas de estas dificultades se trasladan a su control, por lo que un algoritmo que permita explotar las

características favorables y permita la solución total o parcial de estos problemas abiertos resulta de interés.

## 1.2. Antecedentes de robots paralelos

La historia formal de los robots paralelos comienza en 1931 cuando se patentó por James E. Gwinnett, una plataforma paralela destinada a la industria del entretenimiento, aunque ésta nunca fue construida [4]. Más tarde en 1940, Willard L.V. Pollard presentó el diseño de un robot paralelo de 5 grados de libertad destinado a operaciones de pintura con spray. El robot consistía de 3 cadenas cinemáticas cerradas de 2 eslabones cada uno y contaba con 5 actuadores para controlar su posición y orientación, *figura 1.3* [8].



*Figura 1.3: Robot paralelo para operaciones de pintura.*

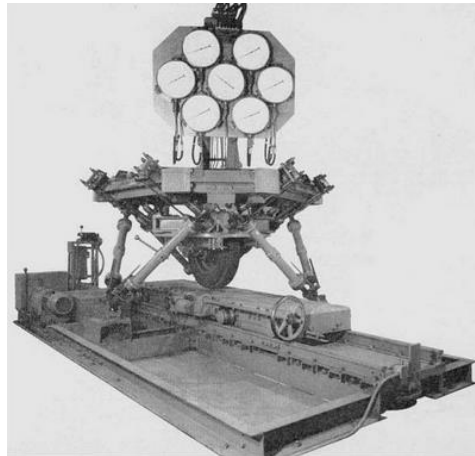
En 1947, Gough diseñó un octaedro hexápodo de 6 grados de libertad, con lados de longitud variable para realizar ensayos en neumáticos para la empresa 'Dunlop'; esta plataforma le permitía aplicar diferentes cargas en varios ejes, simulando el aterrizaje de un avión, *figura 1.4* [9].

En 1965, Stewart describió en un ensayo una plataforma paralela de 6 grados de libertad para generar movimiento en el espacio, lo que serviría como simulador de vuelo. El mecanismo consistía en una plataforma triangular unida mediante juntas esféricas a 3 actuadores lineales que se conectaban a una base fija, *figura 1.5* [10].

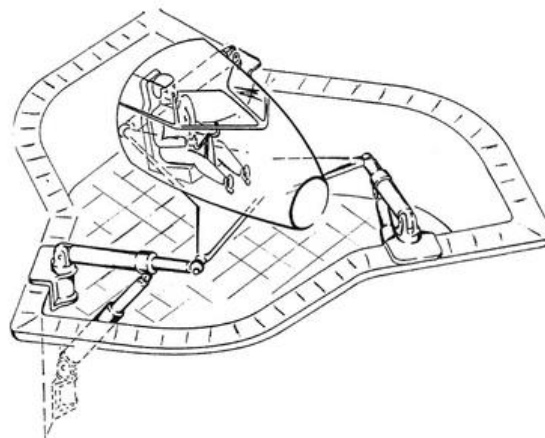
En 1967, Klaus Cappel patentó otro simulador de vuelo basado en un hexápodo de 6 grados de libertad [4], *figura 1.6* [10]. En 1978, Hunt sugirió que los mecanismos paralelos de los simuladores de vuelo, se usaran como robots manipuladores y destacó la importancia de su

estudio en aplicaciones robóticas. En 1979, McCallion y Pham propusieron usar la plataforma de Stewart como un manipulador paralelo en una celda de manufactura robotizada [10].

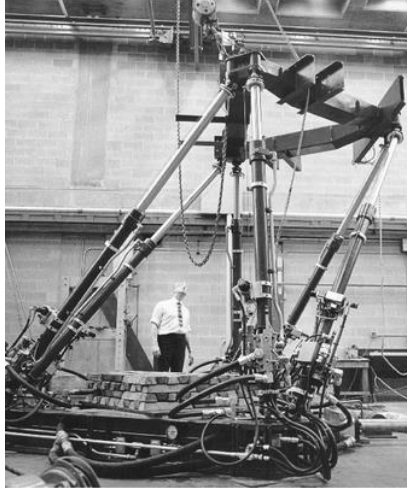
A partir de la década de los 80, se han desarrollado diversas configuraciones de plataformas paralelas, presentándose varias metodologías de síntesis y se ha extendido su campo de estudio en el análisis de singularidades, cinemática, dinámica, espacio de trabajo, entre otros.



*Figura 1.4: Máquina de Gough.*



*Figura 1.5: Plataforma Stewart.*



*Figura 1.6: Simulador de vuelo.*

### **1.2.1 Robot paralelo tipo delta**

A finales de los 80, Reymond Clavel desarrolló un robot paralelo de 3 grados de libertad traslacionales y 1 rotacional, al cual denominó robot delta [11]. Este robot está compuesto por una plataforma móvil, unida mediante 3 cadenas cinemáticas cerradas a una base fija. Emplea 3 paralelogramos que restringen completamente la orientación de la plataforma móvil o eslabón de salida, lográndose 3 grados de libertad traslacionales. Los eslabones actuados o de entrada de cada cadena están constituidos por palancas rotatorias por medio de juntas de revoluta. Las juntas de revoluta pueden estar actuadas por medio de motores rotativos o lineales. Los eslabones de entrada y los paralelogramos están unidos mediante juntas esféricas. El espacio de trabajo de este robot es igual a la intersección de los 3 toroides que forman cada cadena cinemática cerrada [2, 10], *figura 1.7* [3].



Figura 1.7: Robot paralelo tipo delta.

Los parámetros geométricos del robot delta se observan en las **figuras 1.8 y 1.9** [7] y están compuestos por: Los radios de las plataformas fija ( $R$ ) y móvil ( $r$ ), las longitudes del eslabón actuado ( $L1$ ) y del paralelogramo ( $L2$ ), el ángulo de los radios de la plataforma fija con respecto al eje  $X_0$  del marco de referencia a éste ( $\alpha_i$ ) y los ángulos de desplazamiento de las juntas activas y pasivas ( $\theta_{ij}$ ). El subíndice  $i$  se refiera a cada cadena cinemática de robot y el subíndice  $j$  hace referencia a cada uno de los ángulos existentes entre los eslabones que forman cada cadena.

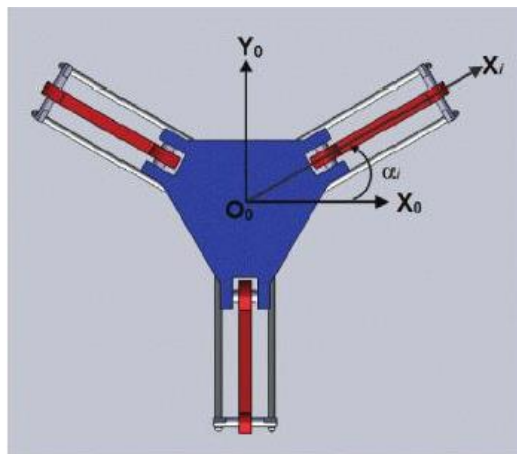


Figura 1.8: Vista superior del robot paralelo delta.

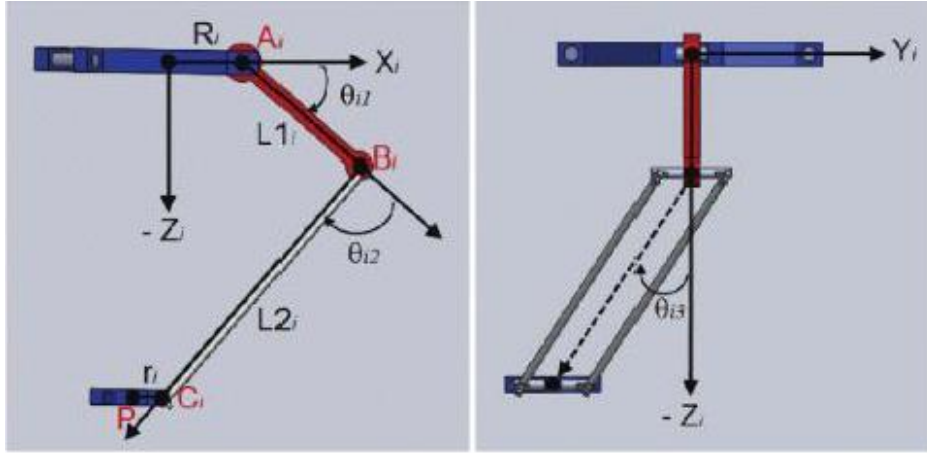


Figura 1.9: Vista lateral del robot paralelo delta.

El conjunto de parámetros geométricos descritos anteriormente definen la configuración de cada cadena cinemática, con lo que es posible deducir el modelo cinemático del robot. Maya *et al* en [7], describe el modelo cinemático tanto directo como inverso, representados por las siguientes ecuaciones:

$$(X_i - X_p)^2 + (Y_i - Y_p)^2 + (Z_i - Z_p)^2 = L2^2 \quad (1.1)$$

Donde:

- $X_i = (R + L1 \cos\theta_{i1} - r) \cos \alpha_i$
- $Y_i = (R + L1 \cos\theta_{i1} - r) \sin \alpha_i$
- $Z_i = -L1 \sin \theta_{i1}$
- $X_p, Y_p$  y  $Z_p$  representan las coordenadas del centro de la plataforma móvil bajo el marco de referencia unido al centro de la plataforma fija.

$$\tan \frac{\theta_{i1}}{2} = \frac{-2Z_p \pm \sqrt{4Z_p^2 + 4R_1^2 - S^2 + Q_i^2 \left(1 - \frac{R_1^2}{L1^2}\right) + Q_i \left(\frac{-2R_1 S}{L1} - 4R_1\right)}}{-2R_1 - Q_i \left(\frac{R_1}{L1}\right) - S} \quad (1.2)$$

Donde:

- $R_1 = R - r$
- $Q_i = 2X_p \cos \alpha_i + 2Y_p \sin \alpha_i$
- $S = \frac{1}{L1} (-X_p^2 - Y_p^2 - Z_p^2 + L2^2 - L1^2 - R_1^2)$

El diseño del robot delta sustenta actualmente 36 patentes. Las plataformas comerciales de este robot, operan en un espacio de trabajo cilíndrico, normalmente de 1 m de diámetro por

0.2 m de alto. Además este robot es mayormente empleado en aplicaciones *'pick & place'*, ya que por su diseño cinemático es capaz de alcanzar aceleraciones superiores a 50 G [2]. El desarrollo de un sistema de control para plataformas paralelas, plantea grandes desafíos por los problemas abiertos mencionados anteriormente. Una investigación de este tipo debe comenzar comprendiendo el funcionamiento y complejidad de las estructuras más simples, como el robot delta. La plataforma paralela que se empleará en este trabajo, es un robot delta de tipo académico denominado PARALLIX LKF – 2040.

### **1.2.2 Problemas abiertos en robots paralelos**

A pesar de las características favorables de los robots paralelos, el análisis y desarrollo de nuevas estructuras, plantea actualmente grandes desafíos debido a una serie de problemas abiertos que han frenado su desarrollo en aplicaciones prácticas. Estas líneas de investigación se describen a continuación [12]:

Por parte del diseño mecánico, no existe una metodología de síntesis dimensional ni topológica definida. El número de combinaciones cinemáticas es alto en contraste con los seriales y la mayor dificultad viene en discernir qué criterios de diseño considerar, como grados de libertad, tamaño, prestaciones, función a cumplir, etc.

La cinemática directa es un problema abierto al no existir una metodología estándar que la resuelva, aunado a que ésta tiene en general más de una solución [13]. Lo anterior afecta de forma indirecta a la resolución del Jacobiano, empleado en diversas técnicas de control [14]. Por lo que es necesario un algoritmo capaz de rechazar las soluciones que físicamente no pueden llevarse a cabo por interferencias en su trayectoria [15] o por la presencia de singularidades dentro de su espacio de trabajo. En general la complejidad del cálculo de la cinemática aumenta en función del número de grados de libertad, así como el costo computacional y el tiempo de resolución [16].

El análisis de las singularidades en los robots paralelos es más complejo que en los de tipo serial debido a su arquitectura cinemática y ocurren en mayor número. Gosselin y Angeles en [17], realizan una clasificación de las singularidades en 3 tipos. El primer tipo ocurre cuando el manipulador alcanza un límite interno o externo del espacio de trabajo y la

plataforma móvil pierde uno o más grados de libertad. El segundo tipo está relacionado a aquellas configuraciones en donde la plataforma móvil tiene movimiento libre local, aun cuando las juntas actuadas estén bloqueadas. Lo anterior debido a que las fuerzas articulares no pueden equilibrar los esfuerzos sobre la plataforma móvil [18]. Este tipo de singularidad está caracterizado por la anulación del determinante de la matriz jacobiana inversa y representa un gran problema en los algoritmos de control [2, 18]. El tercer tipo ocurre cuando los 2 tipos de singularidad anteriores están presentes. Actualmente las líneas de investigación están enfocadas en el mapeo de singularidades dentro de un espacio de trabajo, región de interés o trayectoria definida, a través de procesos numéricos [19] o reconfigurando a la plataforma paralela, evitando una posición singular [20].

El espacio de trabajo en este tipo de robots es limitado y de forma compleja, es igual a la intersección de los espacios accesibles por cada una de sus cadenas cinemáticas. El problema abierto consiste en diseñar un algoritmo que permita la verificación de una trayectoria deseada, la posible interferencia entre eslabones y la determinación de las dimensiones de cada eslabón del robot para que éste abarque un espacio de trabajo deseado.

Los robots paralelos pueden alcanzar altas velocidades y aceleraciones debido al poco peso de sus elementos móviles. Sin embargo su análisis dinámico es complicado dada la existencia de múltiples cadenas cinemáticas cerradas, por lo que es común resolverlos a través de modelos simplificados. Además su tiempo de resolución es alto, dificultando la implementación de un control que emplee su dinámica [21].

Como se mencionó anteriormente, una de las ventajas de los robots paralelos con respecto a los de tipo serial es su precisión. Sin embargo esta precisión, depende de la correcta calibración de la plataforma. Lo anterior se refiere al ajuste los parámetros cinemáticos del modelo del robot a los parámetros reales éste. Estos parámetros pueden diferir de los valores nominales, debido a tolerancias de fabricación, errores de montaje y desplazamientos entre los eslabones [22]. La calibración en este tipo de robots es un problema aún no resuelto y más complejo que los de tipo serial, debido a que requieren la calibración de mayor número de parámetros estructurales [23]. Un ejemplo de esto lo incluye Wang en [24], donde demostró en que para describir las características geométricas de la plataforma paralela Gough, son necesarios hasta 132 parámetros estructurales.



Existen varios métodos para la calibración de robots paralelos, cada uno con aspectos positivos y negativos entre los que destacan los siguientes: 1) La aplicación de restricciones mecánicas.- Consiste en bloquear sucesivamente algunas juntas pasivas del robot, midiendo sólo los valores dados por los encoders de las juntas activas [22]. Este método es altamente sensible al ruido ocasionado por el bloqueo del mecanismo y usualmente requiere equipo externo para su aplicación. Además debido a las restricciones mecánicas, su espacio de trabajo activo se reduce, causado que su calibración sea insuficiente o no se identifiquen algunos parámetros cinemáticos [25].

2) La auto – calibración.- Emplea sensores extra, colocados en las juntas pasivas del robot (sensores propioceptivos), permitiendo hacer mediciones de todo el espacio de trabajo [22]. Este método puede añadir parámetros cinemáticos a considerar, incrementado las fuentes de error, aunado a que su precisión es baja, la cual está en función de la resolución de los sensores empleados [25].

3) La calibración externa.- Emplea instrumentos de medición externos tales como seguidores laser, máquinas de coordenadas, transformadores diferencial lineal variables, inclinómetros o sistemas de visión para obtener la posición y/o orientación del efector final del robot [26]. Esta metodología minimiza una función del error no lineal entre la pose del efector final medida y la estimación correspondiente del modelo cinemático inverso [25]. Esta última clasificación se describirá a mayor detalle, presentando algunas líneas de investigación abiertas en el apartado de técnicas de control por visión.

A pesar de lo descrito, el interés en estas plataformas existe y puede ser ejemplificado por la creciente aplicación de este tipo de robots como dispositivos de posicionamiento fino, plataformas generadoras de movimiento (simuladores), dispositivos ‘*pick & place*’, máquinas herramienta, aplicaciones médicas, dispositivos hápticos, de entretenimiento, sensores de fuerza, micro – robots, etc. [2].

Actualmente no existe una técnica de control capaz de resolver todos los problemas asociados a este tipo de plataformas. El número de trabajos reportados en la literatura dedicados a su control es reducido en comparación con los de tipo serial. Además trasladar una ley de control probada para manipuladores seriales a este tipo de plataformas no resulta trivial. Todo lo anterior da evidencia que esta problemática no es de fácil resolución.

A continuación, se presenta una revisión de diversas técnicas de control por visión tales como: Teleoperación, Técnicas de Calibración, Servo Visual y Manipulación en Espacio de Cámara, enfatizando sobre esta última.

### **1.3. Control basado en visión**

Los sistemas de visión sustituyen las acciones típicas de enseñanza – repetición, en la que los robots siguen una secuencia de movimientos pre-programados. El control de robots basado en visión, es una de las áreas que ha tomado mayor interés en el campo de la robótica, al permitir aportar una retroalimentación de la interacción del robot con el entorno [27]. Este tipo de control ha sido propulsado principalmente por los avances en la tecnología de los sistemas de visión, por realizar su función de forma no intrusiva (sensores exteroceptivos) y por los avances en el área computacional (algoritmos / programas de control), que en conjunto han permitido su desarrollo en aplicaciones industriales.

En particular, las técnicas de control por visión se caracterizan por absorber los errores geométricos provenientes de incertidumbres en la manufactura, mal dimensionamiento, falta de rigidez o por un modelo cinemático erróneo. Dicho esto no es necesario tener un modelo cinemático exacto del robot a controlar, pudiéndose emplear metodologías que aproximen su solución. De esta manera una problemática abierta, como la falta de un método estándar que resuelva la cinemática de cualquier robot paralelo, es parcialmente resuelta. Lo anterior hace que estas metodologías basadas visión sean atractivas para el control de robots, en donde el objetivo a manipular esté en movimiento constante o en posiciones aleatorias dentro del sistema (ambientes cambiantes), incrementando así su flexibilidad para realizar tareas más complejas. Para el caso particular de este trabajo de tesis, manipular objetivos en movimiento.

Entre las técnicas más populares de control basado en visión, inicialmente diseñadas para robots seriales, destacan: Teleoperación, Técnicas de Calibración, Servo Visual y más recientemente Manipulación en Espacio de Cámara, las cuales se describen a continuación, profundizando en la última metodología en la *sección 1.4 y 1.5*.

### **1.3.1 Teleoperación**

La teleoperación es un conjunto de tecnologías que comprenden la operación o gobierno a distancia de un robot por un ser humano. En ese sentido, la teleoperación robótica emplea la visión humana directamente para controlar los grados de libertad de un robot y completar así una tarea deseada. La teleoperación comienza en los años 40, en la manipulación de material radioactivo.

La forma más común de la teleoperación es un sistema maestro-esclavo, donde el maestro es una réplica a escala del esclavo. Usando una representación visual del sitio de trabajo, el operador mueve al maestro simulando la operación a realizar, el esclavo imita el movimiento del maestro para realizar la tarea deseada [28].

La teleoperación ha extendido su área de aplicación en tareas espaciales [29], donde un sistema de video retroalimenta al operador del robot acerca de su entorno y éste controla sus juntas en base en lo observado, el mayor reto recae en el tiempo de retraso en el que el sistema de visión envía las imágenes de su entorno. En el área médica, específicamente en la cirugía [30], [31], la teleoperación emplea una cámara de video insertada en el área a tratar del paciente y retroalimenta al cirujano con imágenes en tiempo real, el cirujano controla los grados de libertad de un robot para realizar la operación deseada. La investigación continúa en la inclusión de tecnología virtual que simule el entorno de trabajo para la realización de una tarea [32].

### **1.3.2 Técnicas de Calibración**

Las técnicas de Calibración para el control de robots son empleadas para para mejorar la precisión en tareas de posicionamiento. Consiste en encontrar una serie de parámetros que definan una relación, entre una serie de puntos localizados en la imagen y su correspondencia en espacio tridimensional, a través de un sistema de visión [33]. Esta metodología fue introducida por Tsai en 1986 [26] y requiere de dos etapas.

La primera etapa es un procedimiento para determinar los parámetros de cámara, tanto internos como externos del modelo empleado. Estos parámetros están compuestos por la distancia focal, el punto central del plano de imagen, los factores de distorsión y la posición y orientación del sistema de visión con respecto al origen del sistema coordenado [33]. Esta

calibración usualmente utiliza un patrón de geometría conocida la cual se coloca en uno o más lugares definidos del espacio de trabajo, con la finalidad de obtener con precisión la correspondencia entre los valores medidos físicamente y los detectados en la imagen. Estas correspondencias se emplean para calcular las matrices de calibración.

La segunda etapa tal como se mencionó en la *sección 1.2.2*, involucra la calibración cinemática de la plataforma. En esta etapa se minimiza una función del error no lineal entre la pose (posición y orientación) del efector final medida y la estimación correspondiente del modelo cinemático inverso [34]. Esta etapa es necesaria debido a las diferencias entre el modelo geométrico del robot y sus dimensiones reales, resultado de tolerancias de manufactura, errores de montaje, desplazamientos entre los eslabones y deformación de varios tipos [22]. Cabe resaltar que el problema cinemático inverso para robots paralelos es más sencillo que para los de tipo serial [25].

Algunos trabajos dedicados al control de plataformas paralelas que emplean la metodología descrita son: Andreff en [22], presenta la calibración de un robot ‘*H4*’ empleando el modelo cinemático inverso. La pose del efector final a través del sistema de visión, puede ser medida con una precisión de 0.2 mm y 0.03° para cada componente de traslación y rotación respectivamente. Obteniendo precisiones en tareas de posicionamiento menores a 0.5 mm.

Dehghani en [25], presenta la calibración de un robot paralelo de 6 grados de libertad ‘*Hexa*’. Emplea el método de calibración externa, a través de un patrón tipo ajedrez y un modelo cámara de orificio modificado para tomar el efecto de distorsión en cuenta. La plataforma se evaluó, para seguir una trayectoria deseada, simulando un proceso industrial de pintado. Los resultados experimentales, muestran una disminución del error en un 45% después del proceso de calibración, oscilando en 8.4 mm.

Renaud en [34], presenta la calibración de robots paralelos tipo Stewart – Gough. Usando sensores exteroceptivos, los 30 parámetros cinemáticos de la estructura son identificados al observar las piernas del mecanismo, obteniéndose su posición y orientación. Los errores en los parámetros cinemáticos oscilan entre 0.04 y 1mm.

Existen varios tipos de calibración dependiendo del énfasis que la técnica haga con respecto a la precisión, velocidad, autonomía del proceso de calibración, modelo de cámara y número de cámaras empleadas. A pesar de sus variantes, esta metodología está restringida a regiones

limitadas por su inexactitud global, debida a la sensibilidad a los cambios en iluminación, obstrucción y menor campo de visión, cuando se ubica la cámara en el extremo del robot [35]. Además en aplicaciones de tipo industrial donde las vibraciones juegan un papel importante, es necesaria su re – calibración después de un lapso de tiempo.

### 1.3.3 Servo Visual

El término Servo Visual o por las siglas en inglés VS (*Visual Servoing*), fue introducido en 1979 por Hill y Park. El objetivo de VS es el uso de la información visual extraída por una o más cámaras para controlar la pose (posición y orientación) del efector final de un robot, relativo a un objetivo [14]. La diferencia entre la pose del efector final con respecto del punto objetivo, es usada como entrada en la ley de control. El sistema de visión puede estar formado por una o varias cámaras, las cuales pueden estar en un lugar fijo o en el extremo del robot [36]. En 1980 Sanderson y Weiss propusieron categorizar la metodología VS en 2 arquitecturas principales [14, 36]:

- 1) Por la estructura jerárquica de control, dividida en 2 tipos: En la primera el sistema de visión es usado en un primer lazo de retroalimentación para proveer los parámetros de entrada, señal de error, al controlador de las juntas del robot. Este controlador está en un segundo lazo interno donde se retroalimenta la información articular del robot de manera constante para estabilizar internamente al robot. Esta arquitectura es llamada '*dynamic look – and – move system*'. El segundo tipo llamado '*direct visual servo*', utiliza sólo un lazo de retroalimentación donde el sistema de visión controla directamente las juntas del robot, eliminando al controlador y empleando solamente visión para estabilizar al mecanismo.
- 2) Por el tipo de señal de error, dividida también en 2 tipos: El primero es llamado control basado en posición o control visual 3D [14, 36]. En este sistema las características extraídas de las imágenes son usadas en conjunto con el modelo geométrico del punto objetivo y el modelo de cámara, para estimar la localización del objetivo a manipular con respecto al sistema de visión, **figura 1.10** [37]. La señal de error se genera en el espacio 3D.

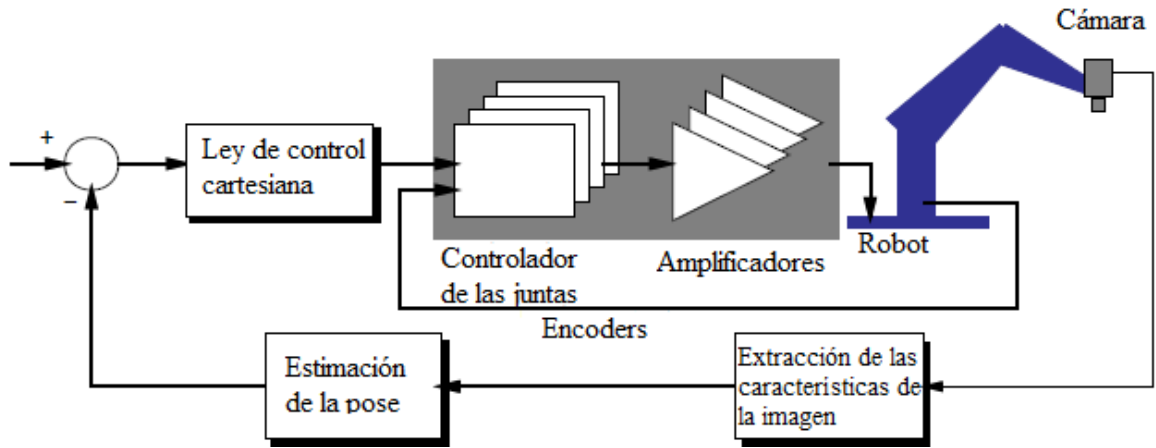


Figura 1.10: Servo Visual basado en posición.

La segunda forma es llamada control basado en la imagen o control visual 2D [14, 36]. En este sistema, el control se realiza directamente a partir de un conjunto de características extraídas por el sistema de visión, que representan la proyección del objetivo a alcanzar en el plano de la imagen. De esta forma la señal de error se define directamente en términos de las propias características de la imagen, *figura 1.11* [37]. En esta estrategia de control se introduce el uso de la matriz jacobiana de la imagen, que relaciona las velocidades articulares del robot en el plano de imagen, con las velocidades relativas de las características observadas en el marco de referencia de la cámara.

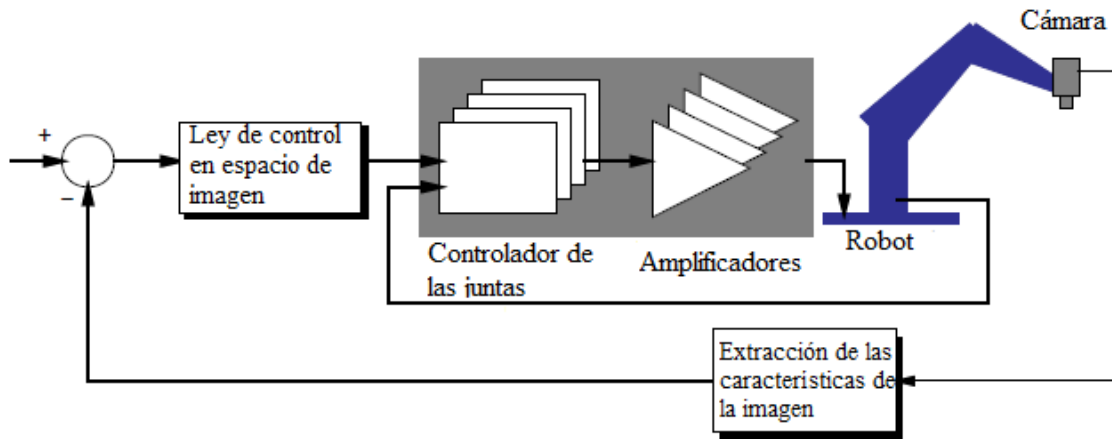


Figura 1.11: Servo Visual basado en imagen.

Algunos trabajos dedicados al control de robots paralelos que emplean la metodología descrita son: Dallej en [38], presenta el control de un robot 'Par4' empleando VS basado en la imagen. Escoge el borde de las piernas como primitivas visuales y el sistema de visión se localiza en la plataforma fija. No emplea la cinemática directa para el control de las juntas,

lo que aumenta la precisión del sistema. Los resultados experimentales se realizaron en una plataforma de simulación, donde el error decrecía asintóticamente a 0.

Ozgun en [39], presenta el control de un robot paralelo '*Adept Quattro*', controlado a través de su modelo dinámico y asistido por el sistema de visión. Emplea VS basado en posición, para minimizar el error definido entre una serie de puntos observados en la plataforma en movimiento y su correspondencia calculada por un modelo virtual. De esta manera, VS hace que el modelo virtual se aproxime en pose y velocidad a la del objeto real. La etapa de experimentación consistió en mover al robot por una trayectoria conocida, obteniéndose el torque y comparándolo con el obtenido por el sistema de visión y el modelo cinemático del robot.

Traslosheros en [40], propone un control para un robot paralelo tipo delta capaz de interactuar con objetos en movimiento a una velocidad máxima de 1 m/s, con un error de posicionamiento de 20 mm. Su sistema de control está compuesto por dos lazos, el primero considera la información proveniente de las juntas cada 0.5 ms. y el segundo predice la velocidad del objeto en movimiento a través de VS basado en la imagen cada 8.33 ms. Más adelante en [41], realiza una investigación para la calibración de la misma plataforma, en donde utiliza posiciones discretas del robot para modificar los parámetros del mismo, reportando una disminución del error en posicionamiento de 3% con la plataforma calibrada.

Cada arquitectura de VS presenta ciertas características favorables y desfavorables. El control basado en la imagen, tiene como principal ventaja una mayor precisión que el control basado en posición, ya que amortigua los errores del proceso de calibración y no es necesario conocer el modelo geométrico del objetivo [14]. Otro punto a favor es el bajo costo computacional, ya que no es necesario interpretar la imagen puesto que el control se realiza directamente a partir del conjunto de características extraídas por el sistema de visión [14]. Sin embargo el desarrollo de una ley de control en espacio de imagen, es complejo ya que la planta de la ley de control es no lineal [14]. Además al requerir el Jacobiano de la imagen es susceptible al ruido que incorpora el sistema de visión. Por último esta técnica requiere estimar el valor de la profundidad del efector final con respecto al marco de referencia de la cámara, proceso complicado y susceptible a errores.

El control basado en posición, describe la tarea en espacio 3D cartesiano, que es comúnmente empleado en robótica. Sin embargo tiene como principal desventaja, la dependencia a los errores presentados en el proceso de calibración, el error en el modelo geométrico del objetivo y en algunos casos, a la necesidad de información adicional para la reconstrucción de los objetivos en el espacio[36]. Otro aspecto negativo es el tiempo de cómputo requerido para identificar la posición y orientación del efector final en base en las características extraídas de la imagen [36].

Ambas técnicas emplean el Jacobiano del robot, el cual depende indirectamente de la cinemática directa del robot, afectándose su precisión o inclusive interrumpiendo la tarea [14]. Además, cuando el sistema de visión está colocado en el efector final del manipulador, la posición de éste relativo al punto objetivo es determinada indirectamente sólo por su relación cinemática con la cámara. Errores en esta relación conducen a errores en posicionamiento, los cuales se eliminan con una observación directa del efector final. Tal es el caso de CSM, donde el sistema de visión es estacionario y puede observar la posición de un conjunto de marcas visuales localizadas en el efector final y las localizadas en el punto objetivo [35].

### **1.3.4 Manipulación en Espacio de Cámara**

La técnica de Manipulación en Espacio de Cámara o CSM, fue desarrollada inicialmente para su uso en robots seriales. Emplea visión por computadora para el control en lazo abierto de los movimientos de robots manipuladores. Esta técnica se basa en la relación de la posición tridimensional de un conjunto de marcas visuales y su correspondencia en las imágenes adquiridas por el sistema de visión. Esta relación está representada por un conjunto de parámetros obtenidos por un proceso de estimación no lineal. Además no requiere la calibración de los parámetros del robot ni la resolución del Jacobiano como VS, lo que lo hace atractivo como método de control. A continuación se mostrará más a detalle esta metodología en las *secciones 1.4 y 1.5*, donde se describirá la metodología clásica no lineal y su variante lineal respectivamente.



## 1.4 Metodología de control por visión basado en CSM

Tal como se mencionó, CSM es una técnica de control de lazo abierto basado en visión, empleada para posicionar un manipulador de manera precisa con respecto de un objetivo. Fue desarrollada inicialmente para el control de robots seriales y no se tiene conocimiento de su implementación en robots paralelos [27, 42, 43].

Esta técnica no requiere del cálculo del Jacobiano del robot y se basa en la relación geométrica que se genera entre el posicionamiento tridimensional de un punto en el espacio y su mapeo o correspondencia a través de la proyección obtenida por el sistema de visión (2 o más cámaras) [27, 42, 43]. Esta relación está representada por un conjunto de valores llamados parámetros de visión.

Los parámetros de visión se determinan independientemente para cada cámara mediante un proceso de estimación no lineal, que combina el modelo de cámara ortográfico y el modelo cinemático del manipulador. Con estos parámetros se define la relación algebraica no lineal entre la localización tridimensional de un cierto número de marcas visuales colocadas en el efector final y su localización en espacio de cámara [27]. Una marca visual es una señal distintiva que se emplea para facilitar el proceso de análisis de las imágenes, en donde se localiza su centroide o coordenadas en el plano de la imagen.

### 1.4.1 Modelo de cámara de orificio y ortográfico

La proyección de un punto en el espacio y su correspondencia en el plano de la imagen obtenido por medio de una cámara, se puede generar a través de una proyección en perspectiva descrita por el modelo de cámara de orificio [27].

El modelo de cámara de orificio se basa en la proyección central de un punto en el espacio al plano de imagen, a través de una línea recta que une a dicho punto con el centro de proyección (centro óptico de la cámara). Esta relación geométrica se observa en la *figura 1.12* [45], donde por medio de triángulos semejantes el punto  $\mathbf{X}_i = [X_i, Y_i, Z_i]^T$  es mapeado al punto  $\mathbf{x}_i = [x_{c_i}, y_{c_i}]^T$  en el plano de la imagen, donde el subíndice  $i$  representa el  $i$ -ésimo punto observado. Lo anterior es descrito por la siguiente ecuación:

$$xc_i = f \frac{X_i}{Z_i} \quad yc_i = f \frac{Y_i}{Z_i} \quad (1.3)$$

donde ' $f$ ' representa la distancia entre el centro óptico de la cámara y el plano de imagen [44].

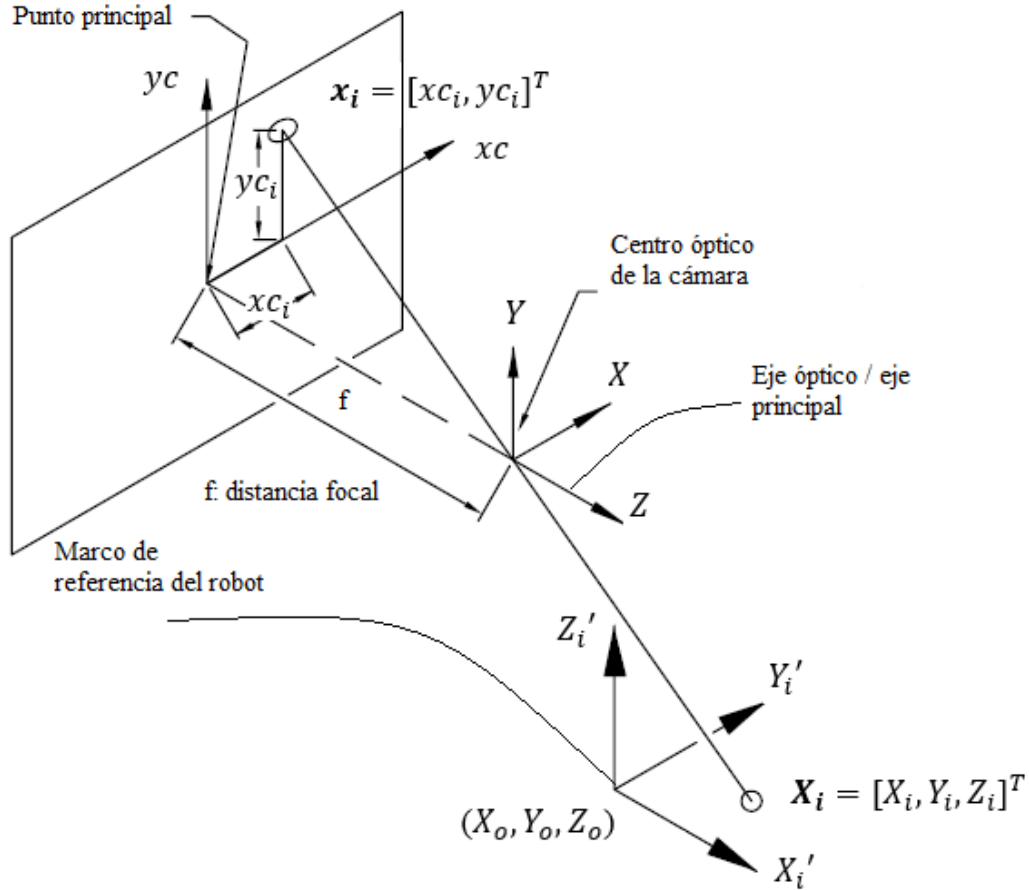


Figura 1.12: Esquema del modelo de cámara de orificio.

El punto  $X_i$  especificado en el marco de referencia unido a la cámara, puede referirse a otro sistema coordenado (por ejemplo al marco de referencia situado en la base del robot) mediante la ecuación:

$$\begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_1^2 + e_2^2 - e_3^2 - e_4^2 & 2(e_2e_3 + e_1e_4) & 2(e_2e_4 - e_1e_3) & X_o \\ 2(e_2e_3 - e_1e_4) & e_1^2 - e_2^2 + e_3^2 - e_4^2 & 2(e_3e_4 + e_1e_2) & Y_o \\ 2(e_2e_4 + e_1e_3) & 2(e_3e_4 - e_1e_2) & e_1^2 - e_2^2 - e_3^2 + e_4^2 & Z_o \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i' \\ Y_i' \\ Z_i' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

donde  $e_1, e_2, e_3, e_4$  representan los cuatro parámetros de Euler y  $X_o, Y_o, Z_o$  localizan al origen del sistema coordenado  $X_i' = [X_i', Y_i', Z_i']^T$  relativo al sistema coordenado en la cámara  $X_i = [X_i, Y_i, Z_i]^T$  [27].

Se puede utilizar una simplificación del modelo de cámara de orificio cuando  $Z_o$  es mucho mayor que  $X'_i, Y'_i, Z'_i, X_o, Y_o$ . Mientras más grande sea  $Z_o$  el efecto de perspectiva se hace más pequeño generándose una proyección ortogonal [44]. Una proyección ortogonal es aquella que se crea a partir del trazado de la totalidad de las rectas proyectantes perpendiculares de un cuerpo geométrico a un cierto plano, **figura 1.13** [44].

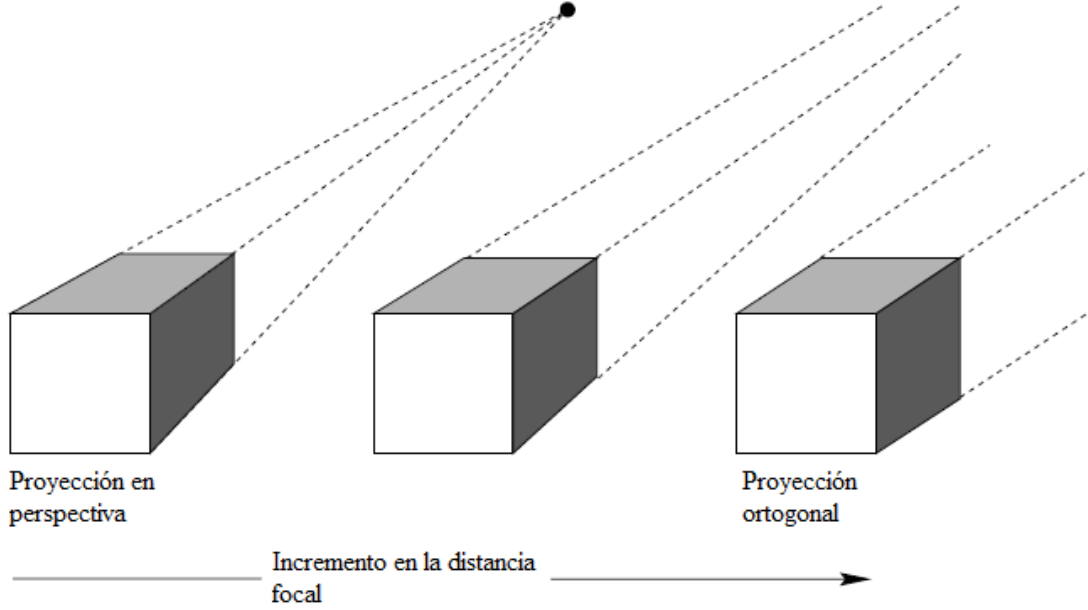


Figura 1.13: Modelos de cámara, tipos de proyección en función de la distancia focal.

Las coordenadas en el plano de la imagen de la **ecuación (1.3)** pueden reescribirse a través de la ecuación siguiente como:

$$xc_i = f \frac{X_i}{Z_i} = \frac{N_x}{D + \frac{1}{\epsilon}} =: \Psi_x(\epsilon) \quad yc_i = f \frac{Y_i}{Z_i} = \frac{N_y}{D + \frac{1}{\epsilon}} =: \Psi_y(\epsilon) \quad (1.5)$$

Donde:

- $N_x = f * [(e_1^2 + e_2^2 - e_3^2 - e_4^2)X_i' + 2(e_2e_3 + e_1e_4)Y_i' + 2(e_2e_4 - e_1e_3)Z_i' + X_o]$
- $N_y = f * [2(e_2e_3 - e_1e_4)X_i' + (e_1^2 - e_2^2 + e_3^2 - e_4^2)Y_i' + 2(e_3e_4 + e_1e_2)Z_i' + Y_o]$
- $D = [2(e_2e_4 + e_1e_3)X_i' + 2(e_3e_4 - e_1e_2)Y_i' + (e_1^2 - e_2^2 - e_3^2 + e_4^2)Z_i']$
- $\epsilon = \frac{1}{Z_o}$

Expandiendo la **ecuación (1.5)** por series de Taylor para  $\epsilon = 0$ , se obtiene:

$$\begin{aligned} \Psi_x(\epsilon) &= \Psi_x|_{\epsilon=0} + \frac{\partial \Psi_x}{\partial \epsilon}|_{\epsilon=0} \epsilon + \frac{\partial^2 \Psi_x}{\partial \epsilon^2}|_{\epsilon=0} \frac{\epsilon^2}{2} + \dots \\ &= 0 + N_x \epsilon - N_x \epsilon^2 + \dots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Psi_y(\epsilon) &= \Psi_y|_{\epsilon=0} + \frac{\partial \Psi_y}{\partial \epsilon}|_{\epsilon=0} \epsilon + \frac{\partial^2 \Psi_y}{\partial \epsilon^2}|_{\epsilon=0} \frac{\epsilon^2}{2} + \dots \\ &= 0 + N_y \epsilon - N_y \epsilon^2 + \dots\end{aligned}\quad (1.6)$$

Si se considera únicamente la aproximación de primer orden de esta serie,  $\frac{f}{Z_o}$  puede combinarse con el resto de los parámetros de Euler para formar un nuevo vector de parámetros  $\mathbf{C} = [C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6]$  [27] tal que:

$$\begin{aligned}xc_i &= f \frac{X_i}{Z_i} = N_x \epsilon = \frac{f}{Z_o} [(e_1^2 + e_2^2 - e_3^2 - e_4^2)X_i' + 2(e_2e_3 + e_1e_4)Y_i' + 2(e_2e_4 - e_1e_3)Z_i' + X_o] \\ yc_i &= f \frac{Y_i}{Z_i} = N_y \epsilon = \frac{f}{Z_o} [2(e_2e_3 - e_1e_4)X_i' + (e_1^2 - e_2^2 + e_3^2 - e_4^2)Y_i' + 2(e_3e_4 + e_1e_2)Z_i' + Y_o]\end{aligned}\quad (1.7)$$

De esta forma, la aproximación resultante del modelo de cámara orificio queda representada como:

$$\begin{aligned}xc_i &= (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)X_i' + 2(C_2C_3 + C_1C_4)Y_i' + 2(C_2C_4 - C_1C_3)Z_i' + C_5 \\ yc_i &= 2(C_2C_3 - C_1C_4)X_i' + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)Y_i' + 2(C_3C_4 + C_1C_2)Z_i' + C_6\end{aligned}\quad (1.8)$$

La **ecuación (1.8)** muestra la relación algebraica no lineal entre la configuración interna del robot y la localización en el plano de imagen, de un número  $i$  de marcas visuales colocadas en el efector final del manipulador. El modelo de cámara ortográfico es estable numéricamente, el número de parámetros que involucra el modelo es menor que el de cámara de orificio, pero su exactitud está en función de la distancia del sistema de visión con respecto al punto observado.

## 1.4.2 Determinación de los 6 parámetros de visión

Antes de realizar una tarea de posicionamiento en un punto objetivo es necesaria la determinación de los 6 parámetros de visión para cada cámara participante, lo cual se realiza moviendo al manipulador por una secuencia pre-planeada de posiciones llamada '*pre-plan*'. En este proceso se detecta tanto posición tridimensional de cada marca visual como su correspondencia en espacio de cámara, así como su localización tridimensional con referencia al sistema coordinado ubicado en la base del robot. Los parámetros de visión son independientes para cada cámara y se determinan al minimizar el siguiente funcional con respecto a  $\mathbf{C}$  [27]:

$$J(\mathbf{C}) = \sum_{i=1}^n [xc_i - f_x(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C})]^2 + [yc_i - f_y(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C})]^2 W_i \quad (1.9)$$

Donde  $n$  representa el número de observaciones realizadas durante la secuencia del 'pre – plan'. En cada posición se determina la localización tridimensional de la  $i$ -ésima marca visual, al igual que su correspondencia en espacio de cámara.  $W_i$  representa el peso relativo dado a la  $i$ -ésima medición, este es un factor, un coeficiente que pondera la importancia de cada medición. Las relaciones  $f_x(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C})$  y  $f_y(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C})$  obtenidas mediante la suposición de un modelo ortográfico de cámara [45], están dadas por:

$$\begin{aligned} f_x(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C}) &= b_1(\mathbf{C})X_i' + b_2(\mathbf{C})Y_i' + b_3(\mathbf{C})Z_i' + b_4(\mathbf{C}) \\ f_y(X_i', Y_i', Z_i'; \mathbf{C}) &= b_5(\mathbf{C})X_i' + b_6(\mathbf{C})Y_i' + b_7(\mathbf{C})Z_i' + b_8(\mathbf{C}) \end{aligned} \quad (1.10)$$

Donde  $b_1(\mathbf{C})$  a  $b_8(\mathbf{C})$  agrupa a una expresión no lineal que depende del vector de parámetros  $\mathbf{C}$  como:

- $b_1(\mathbf{C}) = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)$
- $b_2(\mathbf{C}) = 2(C_2C_3 + C_1C_4)$
- $b_3(\mathbf{C}) = 2(C_2C_4 - C_1C_3)$
- $b_4(\mathbf{C}) = C_5$
- $b_5(\mathbf{C}) = 2(C_2C_3 - C_1C_4)$
- $b_6(\mathbf{C}) = (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)$
- $b_7(\mathbf{C}) = 2(C_3C_4 + C_1C_2)$
- $b_8(\mathbf{C}) = C_6$

Una definición equivalente de  $J(\mathbf{C})$  puede obtenerse de forma matricial como [27]:

$$J(\mathbf{C}) = \Delta \mathbf{Y}^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{Y} \quad (1.11)$$

donde  $\mathbf{W}$  una matriz cuadrada diagonal de  $2n \times 2n$  y  $\Delta \mathbf{Y}$  es un vector de residuos expresado como:

$$\Delta \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} xc_1 - f_x(X_1', Y_1', Z_1'; \mathbf{C}) \\ yc_1 - f_y(X_1', Y_1', Z_1'; \mathbf{C}) \\ \vdots \\ \vdots \\ xc_n - f_x(X_n', Y_n', Z_n'; \mathbf{C}) \\ yc_n - f_y(X_n', Y_n', Z_n'; \mathbf{C}) \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Ya que los parámetros incluidos en la **ecuación (1.10)** aparecen en forma no lineal, el proceso de estimación es iterativo y puede derivarse a partir del procedimiento de estimación no lineal de corrección de mínimos cuadrados [27]. Partiendo de un valor inicial para los parámetros

de visión  $\mathbf{C}^c$ . Un incremento  $\Delta\mathbf{C}$  se evalúa al considerar una linealización del vector  $\Delta\mathbf{Y}$  alrededor de  $\mathbf{C}^c$  usando una expansión por series de Taylor como:

$$\Delta\mathbf{Y}^p \approx \Delta\mathbf{Y}^c - \mathbf{A} \Delta\mathbf{C} \quad (1.13)$$

donde el vector  $\Delta\mathbf{Y}^p$  representa a los residuos actuales obtenidos al sustituir  $\mathbf{C}^c$  en la **ecuación (1.12)**. La matriz  $\mathbf{A}$  puede obtenerse como el siguiente producto matricial:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} X_1' & Y_1' & Z_1' & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_1' & Y_1' & Z_1' & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n' & Y_n' & Z_n' & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_n' & Y_n' & Z_n' & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial b_1}{\partial c_1} & \dots & \frac{\partial b_1}{\partial c_6} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial b_8}{\partial c_1} & \dots & \frac{\partial b_8}{\partial c_6} \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

La corrección  $\Delta\mathbf{C}$  se obtiene al minimizar la siguiente función:

$$J'(\Delta\mathbf{C}) = \Delta\mathbf{Y}^{pT} \mathbf{W} \Delta\mathbf{Y}^p \quad (1.15)$$

La condición necesaria para la minimización de la función anterior y la introducción de la **ecuación (1.13)** lleva a la siguiente expresión para resolver  $\Delta\mathbf{C}$  [27]:

$$\Delta\mathbf{C} = [\mathbf{A}^T \mathbf{W} \mathbf{A}]^{-1} [\mathbf{A}^T \mathbf{W} \Delta\mathbf{Y}^c] \quad (1.16)$$

Un conjunto actualizado de parámetros de visión se obtiene al sumar al conjunto actual  $\mathbf{C}^c$  el valor de  $\Delta\mathbf{C}$  obtenido por la **ecuación (1.16)**. El proceso es iterativo y continúa con el conjunto actualizado de parámetros hasta que se obtiene la convergencia.

### 1.4.3 Etapa de ‘Flattening’

Existe una etapa llamada ‘*flattening*’ o aplastamiento de perspectiva, la cual es llevada a cabo para incrementar la precisión del método de control [45]. En esta etapa las muestras obtenidas en el plano de la imagen se modifican para que sean más consistentes con el modelo de cámara ortográfica [27]. Las muestras modificadas se obtienen a partir de la siguiente ecuación:

$$xc_i^* = \frac{z_i}{z_r} xc_i \quad yc_i^* = \frac{z_i}{z_r} yc_i \quad (1.17)$$

Donde de acuerdo a la **ecuación (1.4)**:

$$Z_i = 2(e_2 e_4 + e_1 e_3) X_i' + 2(e_3 e_4 - e_1 e_2) Y_i' + (e_1^2 - e_2^2 - e_3^2 + e_4^2) Z_i' + Z_o$$

Los parámetros de Euler pueden ser aproximados mediante la siguiente expresión:

$$e_i \approx \frac{C_i}{\|C\|}; \quad \|C\| = \sqrt{(C_1^2 + C_2^2 + C_3^2 + C_4^2)}; \quad i = 1..4$$

Tal como se muestra en la **figura 1.12**,  $Z_r$  representa la distancia entre el eje óptico de la cámara y una marca visual de referencia. Este parámetro es calculado al final de la maniobra como un valor aproximado, cuando se tiene una buena estimación de los parámetros de visión cercanos al punto objetivo. Luego de obtener los datos corregidos mediante el proceso de *'flattening'*, se realiza nuevamente la estimación de los parámetros de visión, pero ahora aplicando como valores iniciales en el vector de parámetros  $\mathbf{C}$  los obtenidos previamente.

#### 1.4.4 Configuración interna del manipulador

Con los valores iniciales de los 6 parámetros de visión y con la información en espacio de cámara del punto objetivo, es posible calcular la configuración angular necesaria del manipulador para poder completar una tarea de posicionamiento. El cálculo de la configuración interna del manipulador se obtiene al minimizar el siguiente funcional con respecto a  $\theta$ .

$$J(\theta) = \sum_{j=1}^{nc} \sum_{i=1}^{nt(i)} [(x_i^j - f_x(RX'_i{}^j(\theta), RY'_i{}^j(\theta), RZ'_i{}^j(\theta); C^j))^2 + (y_i^j - f_y(RX'_i{}^j(\theta), RY'_i{}^j(\theta), RZ'_i{}^j(\theta); C^j))^2] W_j^i \quad (1.18)$$

Donde  $nc$  representa el número de cámaras empleadas,  $nt$  el punto objetivo en cuestión, las funciones  $f_x(\dots)$  y  $f_y(\dots)$  corresponden a las expresiones que definen el modelo de cámara de ortográfico descritas en la **ecuación 1.10**,  $x_i^j$  y  $y_i^j$  representan las coordenadas en pixeles del  $i$ -ésimo punto correspondiente a la  $j$ -ésima cámara y  $RX'_i{}^j(\theta), RY'_i{}^j(\theta), RZ'_i{}^j(\theta)$  representan las coordenadas tridimensionales del  $i$ -ésimo punto correspondiente a la  $j$ -ésima cámara, las cuales dependen de los valores de la configuración angular del manipulador contenidos en el vector  $\theta$ .

El método de CSM a diferencia de VS, no necesita conocer la ubicación del sistema de visión con respecto al marco de referencia unido a la base del robot, ya que esta información está englobada en los parámetros 6 de visión. El proceso de determinación de dichos parámetros, permite absorber los errores geométricos provenientes de incertidumbres en la manufactura, mal dimensionamiento, falta de rigidez o por un modelo cinemático erróneo. Los parámetros de visión calculados a partir del *'pre-plan'* son llamados globales y son válidos en toda el área muestreada. Sin embargo para incrementar la precisión, es preferible actualizar los 6 parámetros de visión localmente y de manera iterativa durante la trayectoria de

posicionamiento, también llamada trayectoria de transición. En cada iteración se re-estiman los parámetros de visión utilizando la información más reciente y se actualiza el cálculo de la configuración angular del manipulador para su posicionamiento sobre el punto objetivo.

## 1.5 Metodología de control por visión basado en LCM – CSM

LCM – CSM es una variante de la metodología clásica no lineal de CSM, que al igual que ésta, fue desarrollada inicialmente para el control de robots seriales. Se basa en la relación de la posición tridimensional de un conjunto de marcas visuales y su correspondencia en las imágenes adquiridas por el sistema de visión. Esta relación está representada por un conjunto de parámetros, obtenidos mediante la solución de un sistema de ecuaciones lineales, teniendo un costo computacional menor que la metodología clásica de CSM. Esta técnica además, sustituye el modelo de cámara ortográfica por el de orificio y no necesita aplicar el proceso de *'flattening'*, etapa requerida en CSM no lineal para aumentar la precisión. No requiere la calibración de los parámetros del robot ni la resolución del Jacobiano como VS, lo que lo hace atractivo como metodología de control.

Tanto el modelo de cámara ortográfica como el de orificio están integrados por dos tipos de parámetros, los parámetros intrínsecos y extrínsecos. Los intrínsecos influyen directamente en el proceso de formación de las imágenes, mientras que los extrínsecos están relacionados con la posición y orientación de la cámara respecto a un marco de referencia definido, por ejemplo el situado en la base del robot.

### 1.5.1 Parámetros intrínsecos

Los parámetros intrínsecos establecen las características geométricas y ópticas del sistema de visión, como la distancia focal ( $f$ ), la distorsión geométrica debido a los lentes ( $s$ ) y definen las coordenadas en pixeles de un punto en el plano de la imagen, con respecto de las coordenadas en el marco de referencia de la cámara [46]. La *ecuación (1.3)* se puede expresar por coordenadas homogéneas de la siguiente manera:



$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \rho \begin{bmatrix} \frac{fX_i}{Z_i} \\ \frac{fY_i}{Z_i} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fX_i \\ fY_i \\ Z_i \end{bmatrix} \quad (1.19)$$

La *ecuación (1.19)*, expresada en forma matricial, está dada como:

$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

Donde  $\rho$  representa el factor de escala homogéneo entre las coordenadas del  $i$ -ésimo punto en el plano de imagen y su correspondencia en espacio tridimensional. En la práctica, el origen del sistema coordenado de la imagen puede no coincidir con el punto principal, *figura 1.12*, por lo que la *ecuación (1.20)* debe de incluir esta compensación a lo largo del eje  $x$  y  $y$ . Lo anterior queda expresado como:

$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fX_i + c_x \\ fY_i + c_y \\ Z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & c_x & 0 \\ 0 & f & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

Los parámetros  $f$ ,  $c_x$  y  $c_y$  están expresados en unidades de longitud, por lo que los factores  $m_x$ ,  $m_y$  se introducen para compensar en pixeles los parámetros en espacio de cámara. Estos factores expresan el número de pixeles por unidad de longitud en la dirección  $x$  y  $y$  respectivamente [46]. De esta manera dependiendo de la cámara que se utilice, se pueden modelar pixeles cuadrados o no. Así, la *ecuación (1.21)* queda representada como:

$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_x & s & p_x & 0 \\ 0 & \alpha_y & p_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.22)$$

Donde:

- $\alpha_x = m_x f$
- $\alpha_y = m_y f$
- $p_x = m_x c_x$
- $p_y = m_y c_y$
- $s$  = factor de distorsión, el cual toma valores de 1 ó 0, 0 si los ejes del sensor son ortogonales (caso más común).

La sub matriz de 3x3 de la **ecuación (1.22)** es denominada matriz de calibración  $K$  y contiene los 5 parámetros intrínsecos de la cámara.

$$K = \begin{bmatrix} \alpha_x & s & p_x \\ 0 & \alpha_y & p_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.23)$$

## 1.5.2 Parámetros extrínsecos

Como se mencionó anteriormente los parámetros extrínsecos definen la relación existente entre el marco de referencia unido a la cámara y un marco de referencia definido (para la metodología de CSM, CSM – LCM se emplea el localizado en la base del manipulador) [47]. Estos parámetros están formados por 6 elementos, 3 relacionados a los ángulos de rotación sobre cada eje y los otros 3 relacionados con la traslación.

Para lograr el cambio de marco de referencia entre un sistema y otro, se utiliza la matriz de transformación homogénea  $H$  que incluye una matriz de rotación  $R$  y un vector de traslación  $t$ , como se muestra a continuación:

$$H = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix}$$

Donde  $r_{ij}$  representan los elementos de la matriz  $R$  y  $t_i$  los elementos del vector  $t$ .

La matriz  $R$  a pesar de contener 9 elementos, solo tiene 3 grados de libertad ya que la rotación entre 2 marcos de referencia requiere solo de 3 parámetros para definir una rotación entre ellos. De lo anterior se definen 2 restricciones, la primera indica que las columnas de una matriz de rotación son vectores unitarios y la segunda implica que las columnas son ortogonales entre sí [46]. De esta manera la **ecuación (1.22)** queda definida como:

$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_x & s & p_x \\ 0 & \alpha_y & p_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i' \\ Y_i' \\ Z_i' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

La **ecuación (1.24)** representa el modelo de cámara de orificio, compuesto por 5 parámetros intrínsecos (matriz 3x3) y 6 parámetros extrínsecos (matriz 3x4), 3 correspondientes a la matriz de rotación y 3 al vector de traslación. Teniéndose en total 11 grados de libertad. Estos parámetros están contenidos de manera implícita en la siguiente ecuación:

$$\rho \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i' \\ Y_i' \\ Z_i' \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.25)$$

### 1.5.3 Determinación de los 11 parámetros de visión

Antes de iniciar una tarea de posicionamiento, se requiere de la determinación inicial de los 11 parámetros de visión, lo cual se realiza moviendo al manipulador por una secuencia pre-planeada de posiciones o ‘*pre – plan*’. En cada movimiento se obtiene, a partir de la cinemática directa del manipulador, la posición tridimensional de cada marca visual y su correspondencia en el plano de imagen para cada una de las cámaras del sistema de visión. Esta información se empleará para calcular una estimación inicial de la matriz de parámetros  $P$  de la **ecuación (1.25)** para cada cámara.

Existen diversas metodologías para estimar la matriz de parámetros  $P$ , por ejemplo a través de DLT (‘*Direct Linear Transformation*’) o SVT (‘*Singular Value Decomposition*’) por sus siglas en inglés respectivamente. A continuación se describe la metodología DLT (empleada en la interfaz de control desarrollada para este trabajo), basada en la solución de un sistema de ecuaciones lineales [44].

De acuerdo con la **ecuación (1.25)**, la relación entre las coordenadas en espacio de cámara del  $i$ -ésimo punto y su correspondencia en espacio tridimensional, conforme a la **ecuación (1.3)** está representado por:

$$\begin{aligned} xc_i &= \frac{p_{11}X_i' + p_{12}Y_i' + p_{13}Z_i' + p_{14}}{p_{31}X_i' + p_{32}Y_i' + p_{33}Z_i' + p_{34}} \\ yc_i &= \frac{p_{21}X_i' + p_{22}Y_i' + p_{23}Z_i' + p_{24}}{p_{31}X_i' + p_{32}Y_i' + p_{33}Z_i' + p_{34}} \end{aligned} \quad (1.26)$$

Reacomodando los términos de la **ecuación (1.26)**:

$$\begin{aligned} xc_i(p_{31}X_i' + p_{32}Y_i' + p_{33}Z_i' + p_{34}) &= p_{11}X_i' + p_{12}Y_i' + p_{13}Z_i' + p_{14} \\ yc_i(p_{31}X_i' + p_{32}Y_i' + p_{33}Z_i' + p_{34}) &= p_{21}X_i' + p_{22}Y_i' + p_{23}Z_i' + p_{24} \end{aligned} \quad (1.27)$$

Expresando la **ecuación (1.27)** en forma matricial:

$$\begin{bmatrix} X_i' & Y_i' & Z_i' & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 -xc_iX_i' - xc_iY_i' - xc_iZ_i' - xc_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i' & Y_i' & Z_i' & 1 -yc_iX_i' - yc_iY_i' - yc_iZ_i' - yc_i \end{bmatrix} [\mathbf{p}] = 0 \quad (1.28)$$

Donde el vector  $[\mathbf{p}] = [p_{11}p_{12}p_{13}p_{14}p_{21}p_{22}p_{23}p_{24}p_{31}p_{32}p_{33}p_{34}]^T$ . La ecuación anterior representa un sistema de ecuaciones lineales de 12 incógnitas. Dado que la **ecuación (1.25)**

tiene sólo 11 grados de libertad, entonces uno de los parámetros se puede expresar como una combinación lineal entre los restantes. El último elemento  $p_{34}$  representa un factor de escala, el cual si no es 0, la matriz de parámetros podrá dividirse entre éste. De esta manera, se obtiene un sistema lineal de la siguiente forma [48]:

$$\begin{bmatrix} X_i' & Y_i' & Z_i' & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -xc_i X_i' & -xc_i Y_i' & -xc_i Z_i' \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i' & Y_i' & Z_i' & 1 & -yc_i X_i' & -yc_i Y_i' & -yc_i Z_i' \end{bmatrix} [p_{11} p_{12} p_{13} p_{14} p_{21} p_{22} p_{23} p_{24} p_{31} p_{32} p_{33}]^T = \begin{bmatrix} xc_i \\ yc_i \end{bmatrix} \quad (1.29)$$

Para determinar los 11 parámetros de visión de la **ecuación (1.29)** es necesario que la secuencia del 'pre - plan' este compuesta por mínimo 6 posiciones diferentes, ya que cada observación proporciona 2 ecuaciones al sistema. En la práctica es recomendable utilizar más de 6 observaciones para lograr una mejor estimación de la matriz de parámetros  $P$  y lograr un sistema sobre-determinado con 11 incógnitas y  $n$  ecuaciones.

Se puede emplear el método de mínimos cuadrados para encontrar el vector  $P$  que minimice  $\|AP - b\|$  [46]. La solución lineal estará dada por:

$$P = [A^T A]^{-1} [A^T b] \quad (1.30)$$

Los parámetros de la matriz  $P$  se obtienen solucionando la **ecuación (1.30)**. Este proceso se realiza independientemente para cada una de las cámaras que conforman el sistema de visión.

## 1.5.4 Configuración interna del manipulador

De igual manera que la metodología clásica de CSM no lineal, para posicionar el efector final sobre un punto objetivo es necesario calcular la configuración angular del manipulador. De forma similar que en la **ecuación (1.18)**, esto queda representado minimizando el siguiente funcional con respecto de  $\theta$

$$J(\theta) = \sum_{j=1}^{nc} \sum_{i=1}^{nt(i)} [(x_i^j - fx(RX_i^j(\theta), RY_i^j(\theta), RZ_i^j(\theta); P^j))^2 + (y_i^j - fy(RX_i^j(\theta), RY_i^j(\theta), RZ_i^j(\theta); P^j))^2] W_j^i \quad (1.31)$$

Conforme el manipulador se va acercando al punto objetivo, en cada aproximación se obtiene la posición de cada marca visual en espacio de cámara y su correspondencia en espacio tridimensional por medio del modelo cinemático. Con lo anterior el conjunto de 11 parámetros de visión son actualizados para cada cámara, incluyéndose en éstas la nueva observación. A esto se le conoce como refinamiento de los parámetros de visión, los cuales tendrán mayor relevancia que los iniciales o globales debido a que éstos toman en cuenta la

nueva observación cercana a la tarea (punto objetivo). Al recalcular los parámetros de visión, se modifica de igual manera la posición angular  $\theta$  necesaria para posicionarse sobre el objetivo. Conforme más observaciones se tengan, mayor validez tendrán los parámetros de visión por su cercanía al punto de interés, incrementándose su precisión.

Esta metodología a pesar de involucrar un mayor número de parámetros de visión que la metodología clásica de CSM no lineal, no presenta problemas de convergencia en su solución, su implementación es simple, en una sola etapa e involucra un costo computacional menor.

En este capítulo se describió la plataforma paralela tipo delta que se empleará para este trabajo. Se mencionaron las características favorables de los robots paralelos, sus problemas abiertos y como éstos han frenado su aplicación en diversas áreas. Por lo anterior, el desarrollo de una metodología de control que permita explotar sus características favorables y lidie al mismo tiempo con sus problemas abiertos resulta de interés y no trivial.

En este capítulo también se describieron diversas técnicas de control por visión tales como: Técnicas de Calibración, Servo Visual, CSM y su variante lineal LCM – CSM. En particular el control basado en Técnicas de Calibración, está restringido a regiones limitadas por su inexactitud global, debida a la sensibilidad a los cambios en iluminación, vibración, obstrucción y menor campo de visión, cuando la cámara se coloca en el extremo del robot. Las técnicas de VS emplean el Jacobiano del robot, el cual depende indirectamente de la cinemática directa de la plataforma. Este problema aún no está resuelto para todas las plataformas paralelas, pudiendo afectar su precisión. Finalmente CSM está basada en técnicas de estimación, no requiere la calibración de los parámetros del robot ni la resolución del Jacobiano, lo que lo hace atractivo como método de control.

Como ya se ha mencionado, la metodología clásica no lineal de CSM nunca ha sido implementada en plataformas paralelas. En el siguiente capítulo se describirá el desarrollo de la metodología clásica de CSM no lineal y la implementación de ésta y su variante lineal LCM – CSM, a la plataforma PARALLIX LKF – 2040. Posteriormente se realizará una comparación entre ambas metodologías de control, evaluándose precisión y tiempo de ciclo en tareas de posicionamiento a objetivos estáticos. Esta comparación nunca se ha realizado

en robots paralelos y en robots seriales sólo se ha comparado su precisión [48], por lo que resulta de interés la etapa de experimentación.

## **2 Esquemas de control basados en visión para un robot paralelo tipo delta utilizando el método de Manipulación en Espacio de Cámara**

La metodología clásica de CSM no lineal está basada en el modelo cinemático del robot, en el modelo de cámara ortográfico y en una etapa de ajuste conocida como '*flattening*' que toma en cuenta el efecto de perspectiva [48]. El modelo de cámara ortográfico es estable numéricamente y el número de parámetros que involucra el modelo es menor que el de cámara de orificio. Por otro lado si la etapa de '*flattening*' no se incluye en el algoritmo de control, la precisión de la metodología estará en función de la distancia del sistema de visión con respecto al punto observado. A mayor distancia del sistema de visión con respecto al punto objetivo, la proyección generada se aproxima a una proyección ortogonal.

La metodología lineal LCM – CSM por otro lado, emplea un modelo de cámara lineal haciendo que la estimación de los parámetros de visión sea más fácil de implementar que su contraparte no lineal y con un costo computacional menor. Por ser un sistema compuesto por ecuaciones lineales, se asegura que al tener suficiente número de correspondencias u observaciones se tendrá solución [48]. Este algoritmo se realiza en una sola etapa a diferencia de la metodología clásica no lineal.

Como se observa cada metodología tiene sus características. Ambas fueron desarrolladas inicialmente para el control de robots seriales, con rangos de error en tareas de posicionamiento similares, independientemente de la aplicación (exploración espacial, tareas industriales [48-50], robots móviles [43]). Sin embargo su extensión en robots paralelos ha sido escaso. Recientemente su variante lineal LCM – CSM fue implementada en un robot paralelo tipo delta [1] y a conocimiento del autor, sólo se tiene registro de este trabajo en la literatura. Por otro lado, la metodología clásica de CSM no lineal nunca ha sido implementada en este tipo de robots. Cabe recordar que dadas las problemáticas abiertas en

robots paralelos, trasladar una ley control probada en robots seriales no resulta de manera directa ni trivial.

Por todo lo anterior, en este capítulo se propone el desarrollo e implementación de la metodología clásica de CSM no lineal, incorporando la etapa de *'flattening'*, a la plataforma paralela PARALLIX LKF – 2040. Si bien la variante lineal de la metodología de CSM ya había sido aplicada en este robot, en este capítulo se retoma nuevamente su implementación para poder realizar una comparativa entre ambas metodologías. Se propone evaluar 2 aspectos básicos en el control de robots, la precisión y el tiempo de ciclo en tareas de posicionamiento en objetivos estáticos. Esta comparación nunca se ha realizado en robots paralelos y en robots seriales sólo se ha comparado su precisión [48]. Por lo anterior resulta de interés la etapa de experimentación para comprobar si ambas metodologías no son estadísticamente diferenciables.

Si bien ninguna técnica de CSM está diseñada para manipular objetos en movimiento, en la etapa de experimentación se expondrá qué metodología tiene las mejores prestaciones. Recordando la finalidad de este trabajo, es el desarrollo de un control basado en CSM para la manipulación de objetivos en movimiento y parámetros como la precisión y el tiempo de ciclo resultan claves para su desarrollo.

## **2.1 Evaluación del modelo cinemático del robot PARALLIX LFK – 2040**

Como primer punto se evaluará la precisión del modelo cinemático del robot paralelo tipo delta. Sí la precisión en la etapa de experimentación de cada metodología de control propuesta, supera la precisión nominal empleando sólo el modelo cinemático del robot para su control, se corroborará que el control por visión es capaz de absorber errores que diversas fuentes proveen al sistema. Estas fuentes de error pueden deberse a un mal dimensionamiento, imprecisiones en el modelo cinemático, falta de rigidez de la plataforma, errores geométricos por manufactura incorrecta, etc.



Para evaluar la precisión del sistema empleando sólo el modelo cinemático del robot, se establecieron 10 posiciones con localización tridimensional conocida bajo el marco de referencia ubicado en la base del robot y distribuidas por todo el espacio de trabajo. En cada posición, el robot fue comandado a ésta vía el modelo cinemático, midiéndose el error de posicionamiento. El error está definido como la distancia entre el punto objetivo y la posición real alcanzada por la punta del efector final del robot. Cada tarea se repitió 3 veces para considerar la repetitividad del sistema. Los resultados se muestran en la *tabla 2.1*.

Error promedio mm.	3.17
Error máximo mm.	6.57
Error mínimo mm.	1.22
Desviación estándar ( $\sigma$ )	1.14

*Tabla 2.1: Error de posicionamiento utilizando sólo el modelo cinemático del robot.*

Como se observa el error máximo de posicionamiento ronda los 6.5 mm, el cual corresponde a las posiciones límite del espacio de trabajo del robot, mientras que el error mínimo corresponde al área ubicada cercana al centro del espacio de trabajo, donde los esfuerzos articulares son menores. En base a la serie de experimentos realizados se logró un error promedio de posicionamiento de 3.17 mm y con desviación de 1.14 mm. Si la precisión evaluada en la etapa de experimentación de cada metodología resulta ser mayor, significará que los errores debidos al modelo cinemático del robot son absorbidos por el control. Cabe resaltar que si la posición tridimensional del punto objetivo no es conocida de antemano, el modelo cinemático del robot por sí sólo, no será capaz de inferirla para completar una tarea de posicionamiento. Empleando sólo el modelo cinemático del robot no se es capaz de dar seguimiento ni manipulación a objetivos móviles.

## **2.2 Desarrollo de la metodología de CSM no lineal a la plataforma paralela**

En el diagrama de bloques de la *figura 2.1*, se muestra de manera general la metodología de control clásica de CSM no lineal, conformada por dos lazos de control. El primero es el control de bajo nivel (PID), que asegura la posición y velocidad de los actuadores del robot por medio de sensores propioceptivos (encoders) y comanda el movimiento de los

actuadores. El segundo es el control de alto nivel, que emplea visión para retroalimentar la posición del efector final y del punto objetivo en cada ciclo de control. El sistema de visión puede estar conformado por 2 o más cámaras. El sistema de cómputo es el encargado de procesar las imágenes, calcular la cinemática directa e inversa del manipulador, correr el algoritmo de control de CSM y llevar un registro y comunicación con las entradas y salidas del robot.

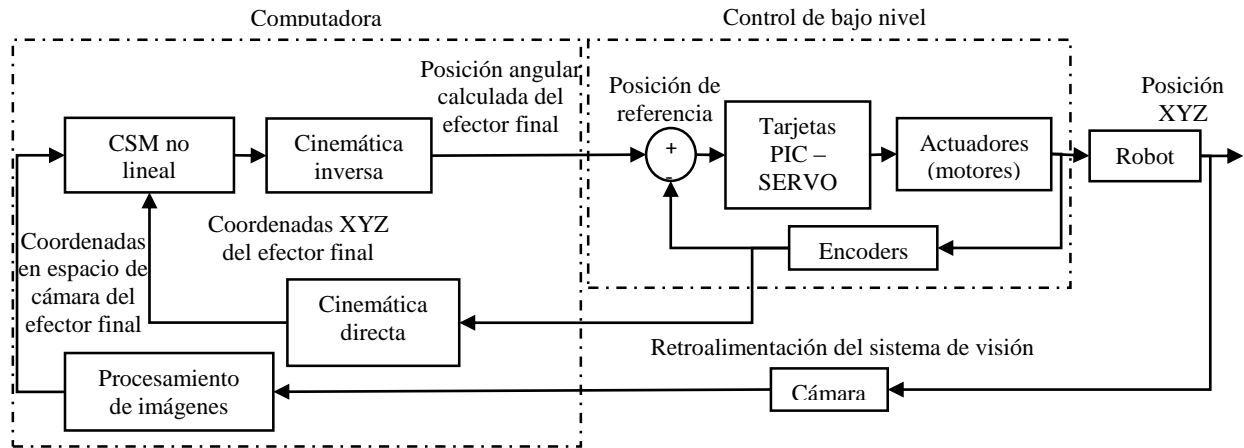


Figura 2.1: Esquema general del algoritmo de control de CSM no lineal.

En la **figura 2.2** se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de control de CSM no lineal, compuesto por 2 etapas principales: El *'pre - plan'* y la etapa de posicionamiento. Previo a la tarea de posicionamiento, los parámetros de visión son inicializados a partir de un conjunto de posiciones pre-planeadas llamada *'pre - plan'*. En cada posición del *'pre - plan'*, se determina la posición tridimensional de un cierto número de marcas visuales, colocadas en el efector final y su localización en espacio de cámara. En esencia, en esta etapa se muestrea un área amplia del espacio de trabajo para inicializar los parámetros de visión de manera global (muestras globales), minimizando el funcional de la **ecuación (1.9)** con respecto a  $C$ . En la etapa de posicionamiento, el robot es comandado a un punto de interés (punto objetivo), calculado por el algoritmo de control de CSM no lineal, mediante una trayectoria compuesta por  $n$  puntos o aproximaciones llamada trayectoria de transición. Durante esta trayectoria, los parámetros de visión son recalculados tantas veces como aproximaciones se determinen, empleado un muestreo local de la posición tridimensional del conjunto de marcas visuales y su correspondencia en espacio de cámara. Este muestreo local tendrá mayor relevancia o peso por su cercanía a la tarea. De esta manera, la precisión será mayor conforme el número de

aproximaciones aumente. Para más detalles de la metodología de control clásica de CSM no lineal ver la *sección 1.4*.

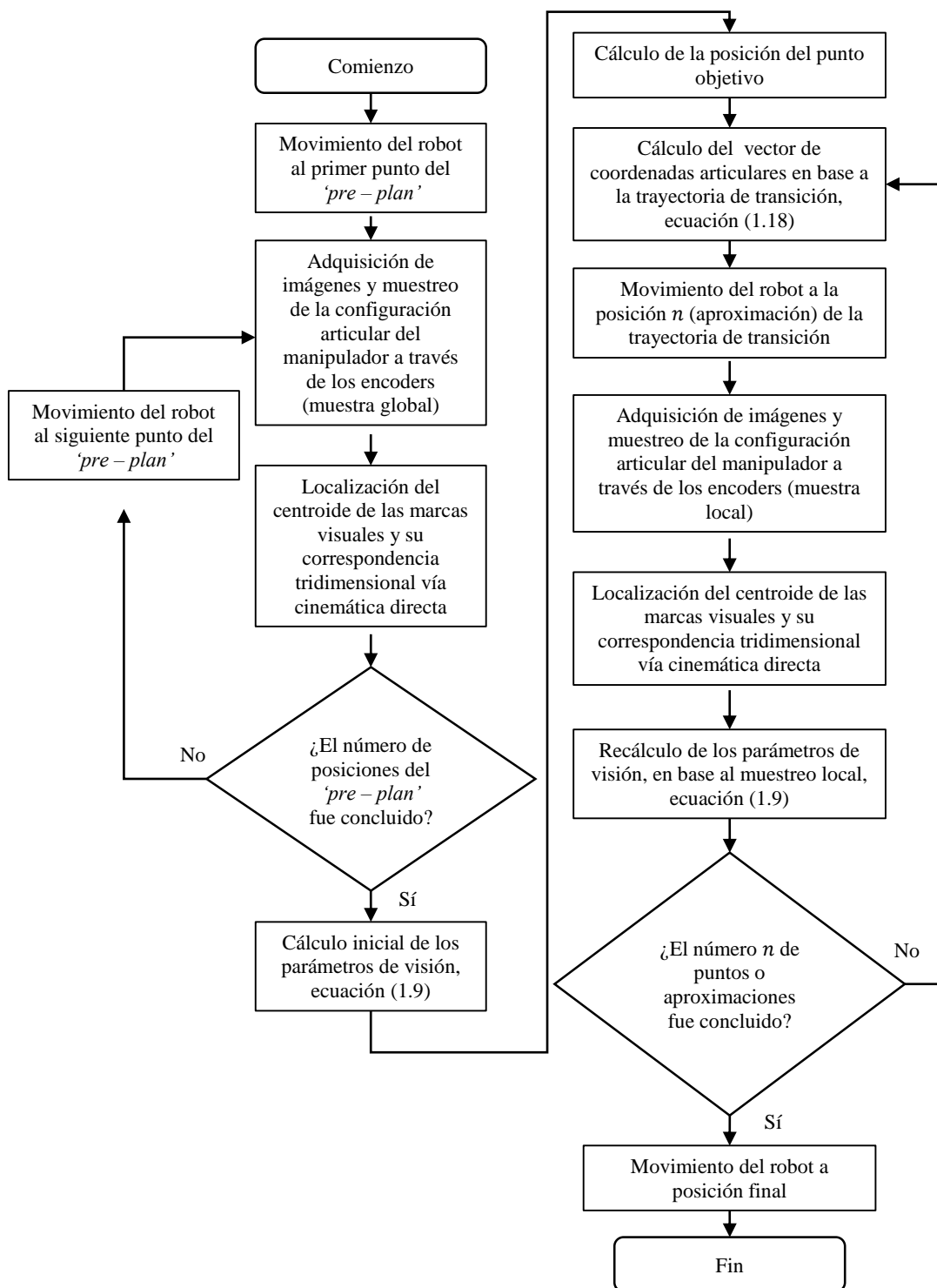


Figura 2.2: Diagrama de flujo del algoritmo de control de CSM no lineal.

## **2.3 Implementación de la metodología CSM no lineal y su variante lineal LCM –CSM a la plataforma paralela**

### **2.3.1 Hardware**

La plataforma experimental para la realización de este trabajo es un robot paralelo tipo delta de 3 grados de libertad. Este robot es de tipo académico y es denominado PARALLIX LKF – 2040, *figura 2.3*. Su sistema de control depende de 3 tarjetas PIC – SERVO, una por cada actuador. La lectura de la posición angular de los tres motores la realizan respectivamente 3 encoders incrementales CUI, AMT 102 – V, 1000 PPR, TTL, *figura 2.4*. El sistema de visión, está compuesto por 2 cámaras digitales uEye modelo Ui – 1640 – C con resolución de 640 x 480 pixeles y sensor CCD de 1/3”. El sistema cuenta con una caminadora con motor D.C. de armadura y un driver ABB BALDOR BC 138, *figura 2.3*. La computadora personal utilizada cuenta con un procesador Intel Core i3, a 2.4 GHz y 4 Gb de memoria RAM.

### **2.3.2 Software**

La interfaz gráfica y el algoritmo de control fue desarrollada a través de ‘*Microsoft Visual Studio 2012 Desktop version*’. El lenguaje de programación seleccionado fue C++, ya que es un lenguaje simple y basado en código fuente, por tanto su tiempo de ejecución es menor comparado con otros lenguajes interpretados como Matlab por ejemplo. Además la existencia de ‘*bindings*’ o bibliotecas dedicadas a PIC – SERVO como Open CV y GSL, facilitan la operación en diversas tareas, como el tratamiento de imágenes y la aplicación de cálculos matriciales respectivamente. El sistema operativo utilizado por la unidad de cómputo fue Windows 8.1.



*Figura 2.3: Plataforma PARALLIX LKF – 2040, sistema de visión y de desplazamiento.*



*Figura 2.4: Tarjeta PIC – SERVO y encoder incrementales CUI, AMT 102 – V.*

### 2.3.3 Características de implementación a las metodologías de control CSM y LCM – CSM

Como ya se ha mencionado, antes de realizar una tarea de posicionamiento a un punto objetivo, es necesaria la inicialización de los parámetros de visión para cada metodología a través del '*pre – plan*'.

El '*pre – plan*' estará conformado en este trabajo, para la metodología no lineal de CSM por 37 posiciones distribuidas a 3 alturas diferentes. A 5 cm entre cada capa y cubriendo un espacio de trabajo prismático de 21 cm x 21 cm x 10 cm. Estos puntos tienen una distribución más densa cercana a las posiciones donde se evaluará la tarea. Según lo reportado por Rendón *et al* en [48], la metodología de CSM resulta más precisa y con una menor desviación entre cada tarea, cuando el muestreo del '*pre – plan*' se realiza cercano a la región de interés. Lo anterior queda representado por las **figuras 2.5** y **2.6**, mostrándose una vista superior e isométrica respectivamente, de la nube total de puntos bajo el marco de referencia del manipulador. Donde los asteriscos representan las posiciones del '*pre – plan*' y el rectángulo el espacio de trabajo donde se distribuyen las muestras (ver **apéndice A.1** para lista completa de posiciones empleadas).

Por otro lado el '*pre – plan*' de la metodología lineal LCM – CSM, estará conformado para este trabajo por 42 posiciones distribuidas a dos alturas diferentes. A 5 cm entre cada capa y cubriendo un espacio de trabajo prismático de 30 cm x 10 cm x 5 cm, con distribución uniforme y espaciado entre puntos cada 5 cm. Esta distribución cubre una región más espaciada, ya que según lo reportado por Rendón *et al* en [48], la metodología lineal resulta más precisa y con una menor desviación entre cada tarea, cuando se tiene un muestreo amplio del espacio de trabajo. Lo anterior queda representado por las **figuras 2.7** y **2.8**, mostrándose una vista superior e isométrica respectivamente, de la nube total de puntos en el marco de referencia del manipulador. Donde los asteriscos representan las posiciones del '*pre – plan*' y el rectángulo el espacio de trabajo donde se distribuyen las muestras (ver **apéndice A.2** para lista completa de posiciones empleadas).

## 2.4 Resultados experimentales

Una vez inicializados los parámetros de visión, con el muestreo global del *'pre – plan'*, se comenzarán con las pruebas experimentales para cada metodología de control. En cada metodología se evaluarán 30 tareas de posicionamiento, distribuidas uniformemente a 2 alturas diferentes y repitiéndose cada tarea 3 veces para evaluar la repetitividad. La localización de cada tarea de posicionamiento en el espacio de trabajo del robot, queda representado por las *figuras 2.5* y *2.6* para la metodología clásica no lineal CSM y por las *figuras 2.7* y *2.8* para su variante lineal LCM – CSM. En cada figura, los asteriscos representan las posiciones del *'pre – plan'*, los puntos circulares las tareas de posicionamiento y el rectángulo el espacio de trabajo donde se distribuyen las muestras.

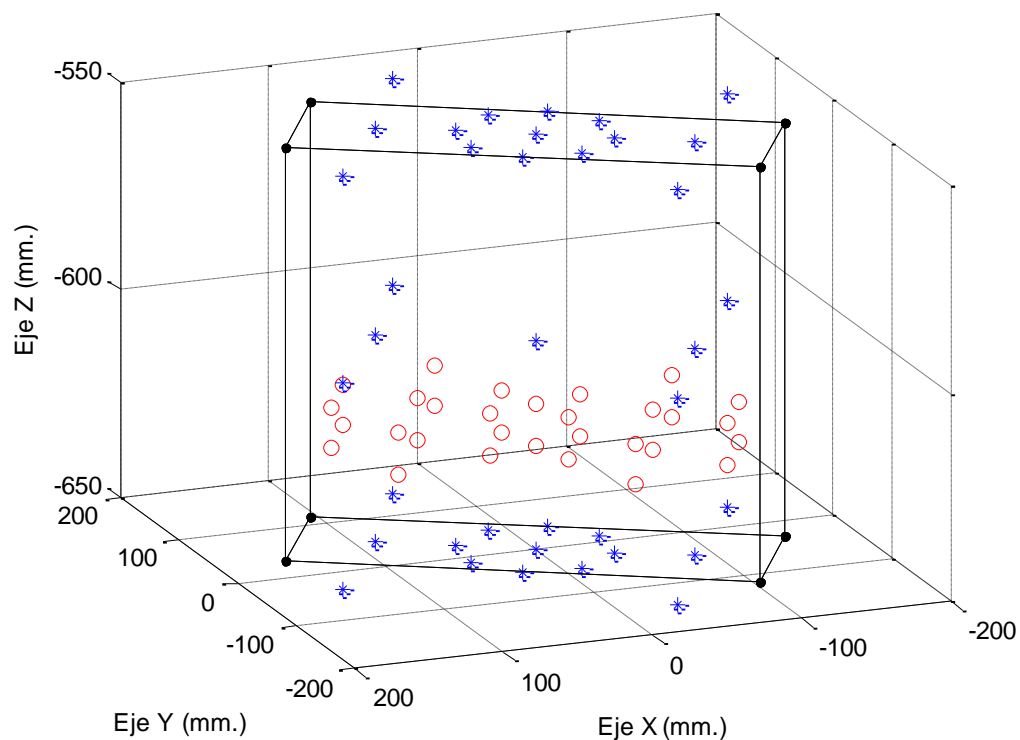


Figura 2.5: Vista isométrica de *'pre – plan'* y puntos a evaluar bajo el paradigma de CSM.

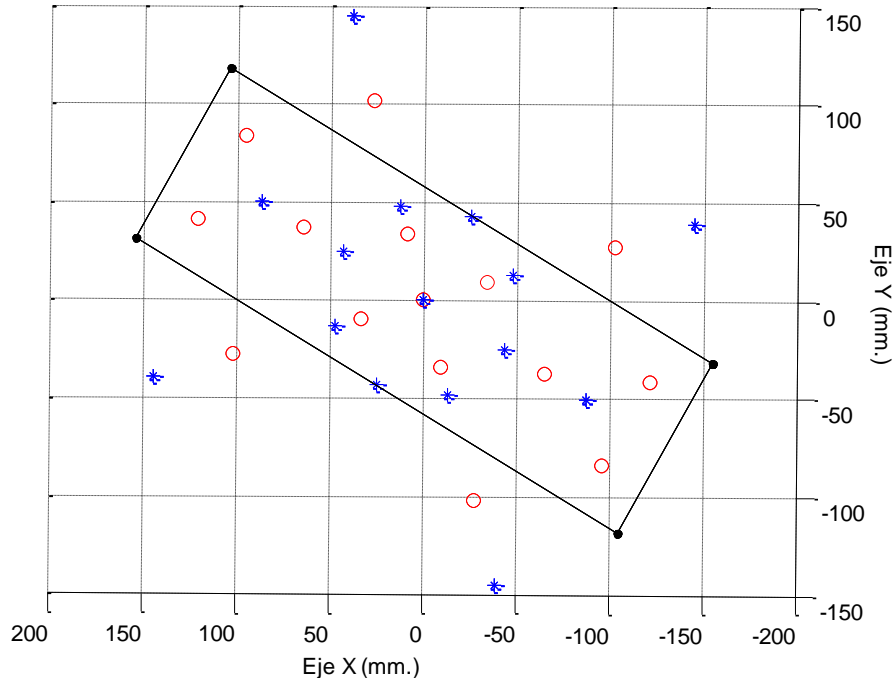


Figura 2.6: Vista superior de 'pre – plan' y puntos a evaluar bajo el paradigma de CSM.

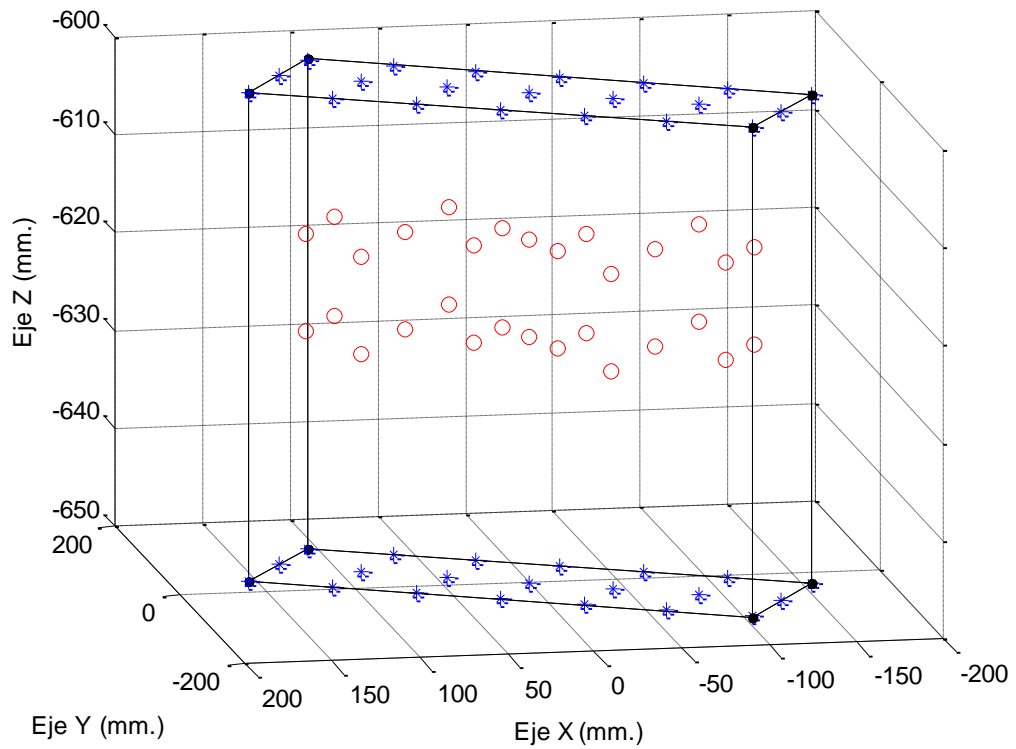


Figura 2.7: Vista isométrica de 'pre – plan' y puntos a evaluar bajo el paradigma de LCM – CSM.



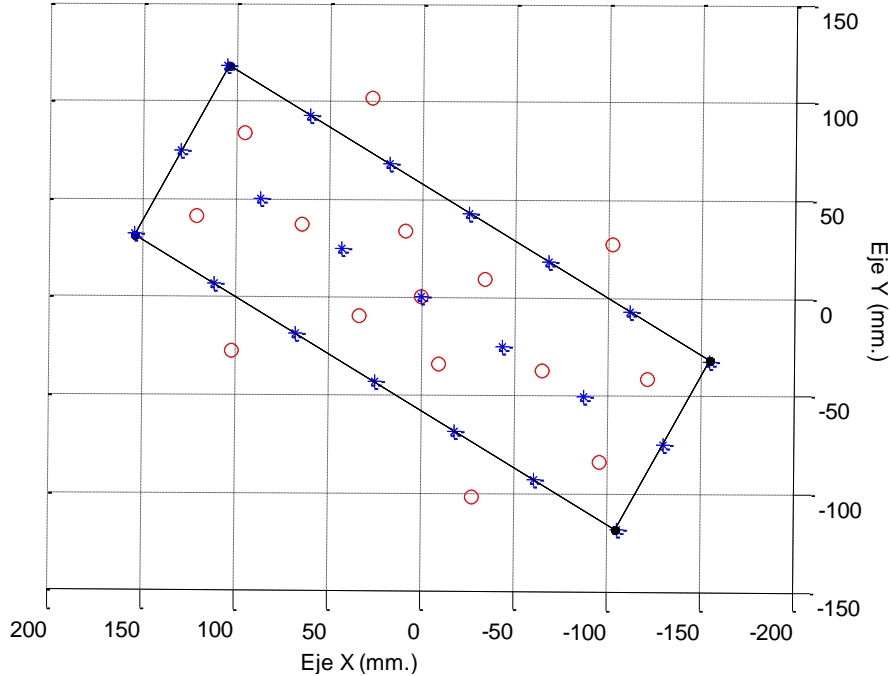


Figura 2.8: Vista superior de 'pre – plan' y puntos a evaluar bajo el paradigma de LCM – CSM.

En cada tarea de posicionamiento se empleará sólo una marca visual y durante la trayectoria de transición, se recalcularán los parámetros de visión para cada metodología en 10 ocasiones. Es decir la trayectoria estará dividida en 10 aproximaciones, recalculándose la localización de la tarea en cada iteración, debida a la actualización de los parámetros de visión. Coronado *et al* muestra en [1], que el error decrece asintóticamente estabilizándose a partir de la décima muestra local.

Según Skaar, en la metodología clásica de CSM no lineal, una ponderación mayor en las muestras locales, aumenta la velocidad de convergencia de los parámetros de visión y la precisión en el posicionamiento [49]. Por lo anterior, en la etapa de experimentación de esta metodología se propone un peso ( $W_i$ ) inicial 100 veces mayor a las muestras del 'pre – plan', **ecuación (1.9)**. En cada iteración se aumentará el doble del peso actual hasta finalizar la tarea. Para la metodología lineal LCM – CSM, se propone un peso constante ( $W_i$ ) 5 veces mayor a las muestras del 'pre – plan' durante toda la trayectoria, dando mayor importancia a la región de interés, pero evitando que el factor de localidad afecte el desempeño del método, **ecuación (1.26)** [48].

La etapa de experimentación en la metodología clásica de CSM no lineal, estará dividida en 2 partes: 1) Evaluándose la metodología sin incluir en el algoritmo de control el proceso de *'flattening'*. 2) Incluyendo en el algoritmo de control este proceso (*'flattening'*). Lo anterior evaluará el impacto que tiene el no incluir el efecto de perspectiva a esta metodología, aplicado al robot paralelo.

En cada tarea de posicionamiento y para cada metodología evaluada, el error estará definido como la distancia entre el punto objetivo y la posición real alcanzada por la punta del efector final del robot. La medida del error se realizará en cada eje cartesiano y el error total de posicionamiento se calculará como la norma euclidiana de estas mediciones.

El tiempo requerido para finalizar una tarea de posicionamiento, incluye desde el algoritmo de control, el sistema de adquisición y procesamiento de imágenes y el traslado del manipulador al punto objetivo. Sin embargo, ya que el tiempo de traslado del manipulador puede variar entra cada tarea, se propone no tomar este tiempo en consideración para evaluar cada metodología.

Los resultados del desempeño de cada metodología de control en tareas de posicionamiento en objetivos estáticos se muestran a continuación: En las **tablas 2.2-2.4** se muestra un condensado de la precisión, la desviación estandar y el error máximo y mínimo de las 30 tareas de posicionamiento, con 3 repeticiones en cada punto para cada metodología evaluada. A su vez se muestra el tiempo promedio del algoritmo de control para finalizar una tarea de posicionamiento en cada metodología. (ver **apéndice B.1-B.3** para lista de resultados individuales de cada metodología).

## 2.4.1 Evaluación experimental de la metodología no lineal de CSM sin ‘flattening’

	CSM NO LINEAL SIN FLATTENING		
	REPETICIÓN 1	REPETICIÓN 2	REPETICIÓN 3
Error promedio mm.	2.53	2.68	2.52
Desviación estándar ( $\sigma$ )	0.54	0.51	0.60
Error máximo mm.	4.83	3.89	4.01
Error mínimo mm.	1.87	1.83	0.78
Tiempo promedio en ms.	988.8	1005.2	997.9

Tabla 2.2: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando CSM sin ‘flattening’.

En la **tabla 2.2** se observa que el error promedio en la metodología clásica de CSM no lineal sin incluir el proceso de ‘flattening’, oscila entre 2.5 y 2.6 mm con una desviación estándar entre 0.5 y 0.6 mm y con un tiempo de control cercano a 1 segundo. De los 3 conjuntos de experimentos realizados (repetición 1-3), la repetición 2 presenta el mayor error de posicionamiento con 2.68 mm y con desviación estándar de 0.51 mm. Las **figuras 2.9** y **2.10** representarán gráficamente los resultados de este juego de experimentos. La **figura 2.9** representa la magnitud del error total de cada tarea de posicionamiento evaluada (30 posiciones). El error máximo y mínimo de posicionamiento es de 3.89 mm (prueba #26) y 1.83 mm (prueba #30) respectivamente. La **figura 2.10** representa un diagrama de caja y bigote donde se presentan las componentes del error de cada eje en el marco de referencia del robot. El error comprendido entre el 50 y 75% en el eje X es más disperso que entre el 25 y 50%. El límite superior del error en el eje Y es atípico según los resultados de las 30 posiciones evaluadas (**apéndice B.1**). La componente que presenta el mayor rango y dispersión del error es eje Z.

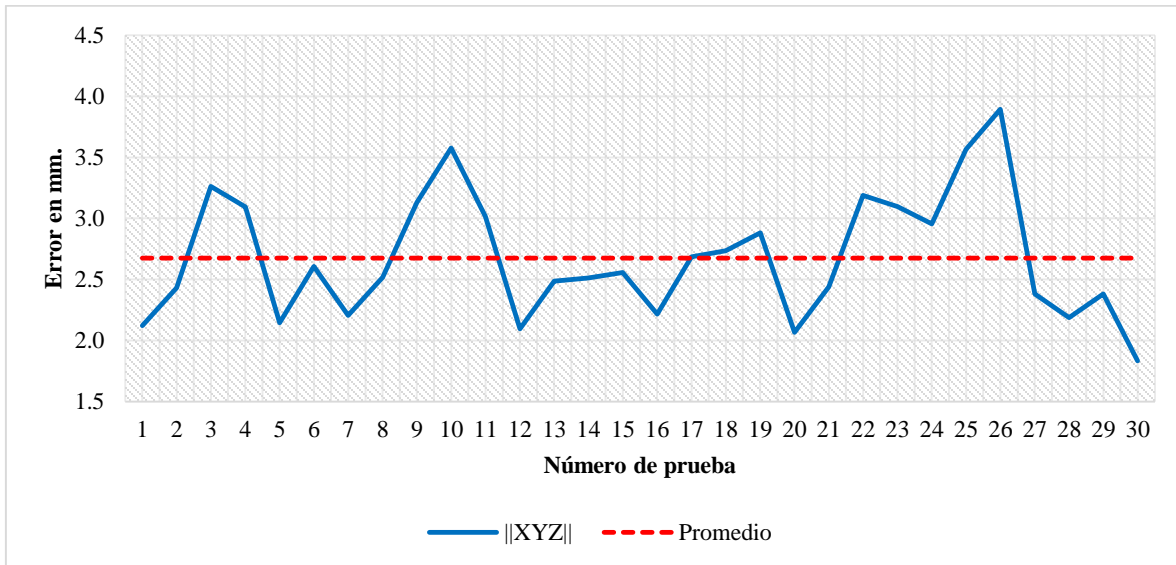


Figura 2.9: Error de posicionamiento en cada prueba usando CSM sin 'flattening'.

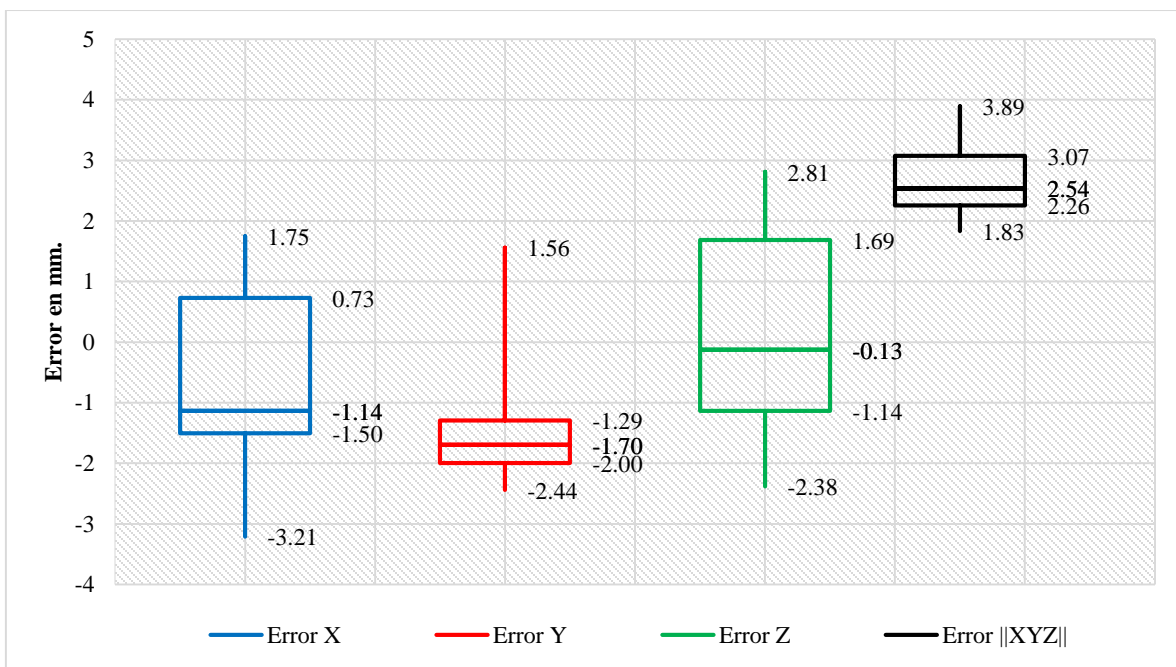


Figura 2.10: Error de posicionamiento en cada eje usando CSM sin 'flattening'.

## 2.4.2 Evaluación experimental de la metodología no lineal de CSM con ‘flattening’

	CSM NO LINEAL CON FLATTENING		
	REPETICIÓN 1	REPETICIÓN 2	REPETICIÓN 3
Error promedio mm.	1.97	1.99	2.07
Desviación estándar ( $\sigma$ )	0.53	0.51	0.52
Error máximo mm.	3.13	3.41	3.38
Error mínimo mm.	1.07	1.19	0.79
Tiempo promedio en ms.	1017.3	1006.1	1024.8

Tabla 2.3: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando CSM con ‘flattening’.

En la **tabla 2.3** se observa que el error promedio en la metodología clásica de CSM no lineal incluyendo el proceso de ‘flattening’, oscila entre 1.97 y 2.07 mm con una desviación estándar entre 0.51 y 0.53 mm y con un tiempo de control cercano a 1 segundo. De los 3 conjuntos de experimentos realizados (repetición 1-3), la repetición 3 presenta el mayor error de posicionamiento con 2.07 mm y con desviación estandar de 0.52 mm. Las **figuras 2.11** y **2.12** representarán gráficamente los resultados de este juego de experimentos. La **figura 2.11** representa la magnitud del error total de cada tarea de poscionamiento evaluada (30 posiciones). El error máximo y mínimo de posicionamiento es de 3.38 mm (prueba #24) y 0.79 mm (prueba #5) respectivamente. La **figura 2.12** representa un diagrama de caja y bigote donde se presentan las componentes del error de cada eje en el marco de referencia del robot. El error comprendido entre el 50 y 75% en el eje X es más disperso que entre el 25 y 50% y el límite superior es atípico según los resultados de las 30 posiciones evaluadas (**apéndice B.2**). La componente que presenta el mayor rango y dispersión del error es eje Y. La dispersión del error en eje Z es similar entre los cuartiles Q1 y Q3 y no presenta valores atípicos.

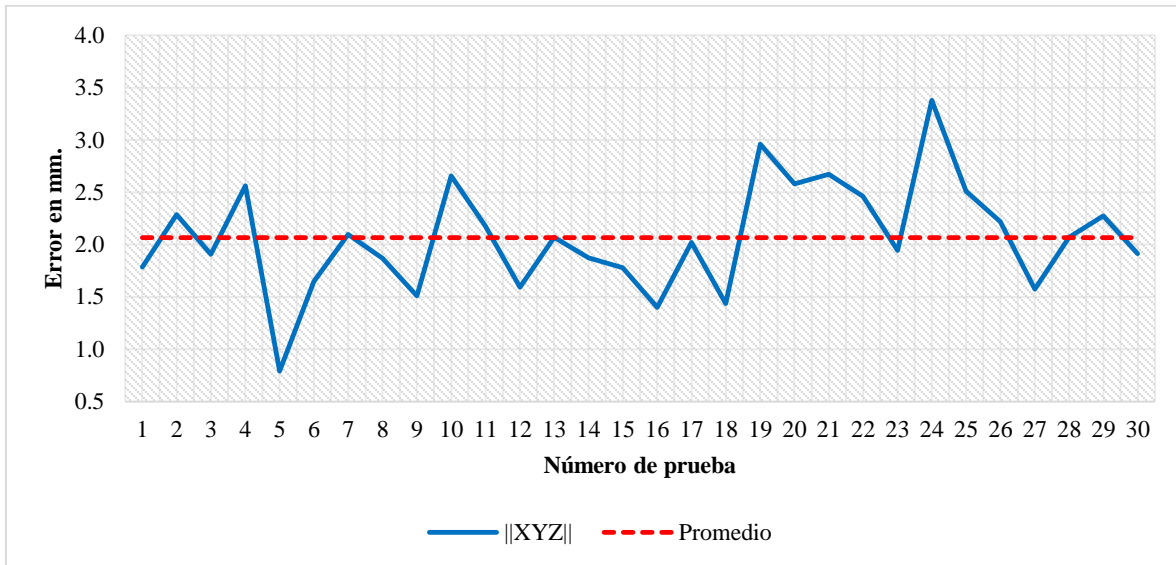


Figura 2.11: Error de posicionamiento en cada prueba usando CSM con 'flattening'.

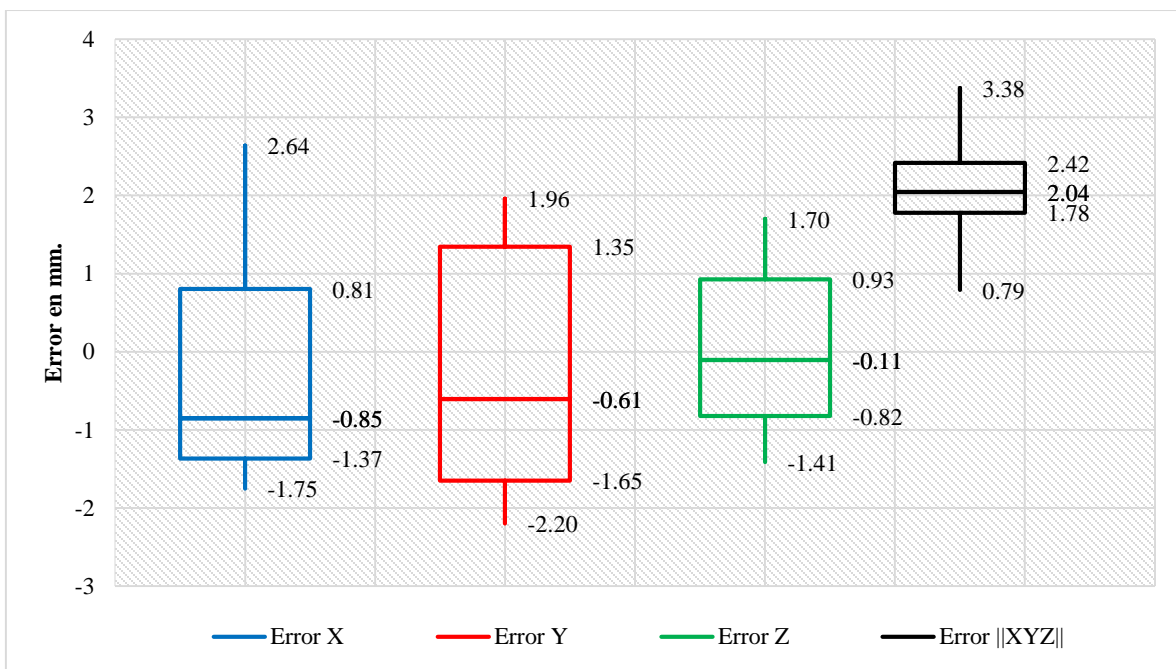


Figura 2.12: Error de posicionamiento en cada eje usando CSM con 'flattening'.

### 2.4.3 Evaluación experimental de la metodología lineal LCM – CSM

	CSM LINEAL		
	REPETICIÓN 1	REPETICIÓN 2	REPETICIÓN 3
Error promedio mm.	2.09	1.99	1.99
Desviación estándar ( $\sigma$ )	0.62	0.62	0.61
Error máximo mm.	3.37	3.14	3.10
Error mínimo mm.	0.47	0.64	0.90
Tiempo promedio en ms.	179.1	180.0	179.7

Tabla 2.4: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo promedio usando LCM – CSM.

En la **tabla 2.4** se observa que el error promedio en la metodología lineal LCM – CSM, oscila entre 1.99 y 2.09 mm con una desviación estándar entre 0.61 y 0.62 mm y con un tiempo de control cercano a 180 milisegundos. De los 3 conjuntos de experimentos realizados (repetición 1-3), la repetición 1 presenta el mayor error de posicionamiento con 2.09 mm y con desviación estándar de 0.62 mm. Las **figuras 2.13** y **2.14** representarán gráficamente los resultados de este juego de experimentos. La **figura 2.13** representa la magnitud del error total de cada tarea de posicionamiento evaluada (30 posiciones). El error máximo y mínimo de posicionamiento es de 3.37 mm (prueba #10) y 0.47 mm (prueba #2) respectivamente. La **figura 2.14** representa un diagrama de caja y bigote donde se presentan las componentes del error de cada eje en el marco de referencia del robot. La dispersión del error en eje X es similar entre los cuartiles Q1 y Q3 y no presenta valores atípicos. La componente que presenta la mayor dispersión del error es eje Y, el error comprendido entre el 25 y 50% en este eje es más disperso que entre el 50 y 75% y no presenta valores atípicos. El límite superior del error en el eje Z es atípico según los resultados de las 30 posiciones evaluadas (**apéndice B.3**).

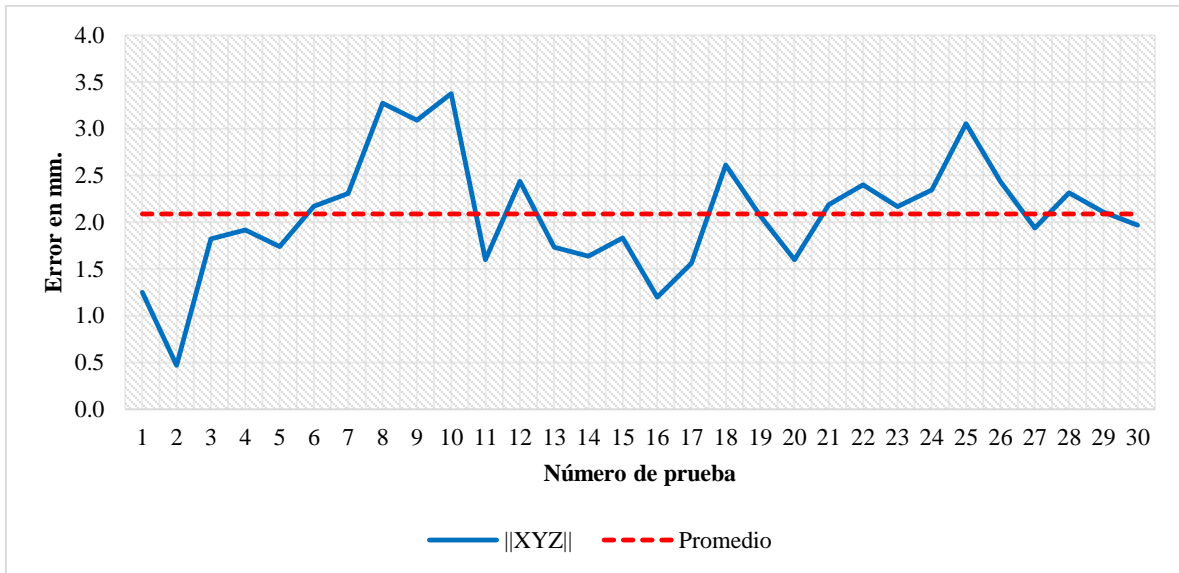


Figura 2.13: Error de posicionamiento en cada prueba usando LCM – CSM.

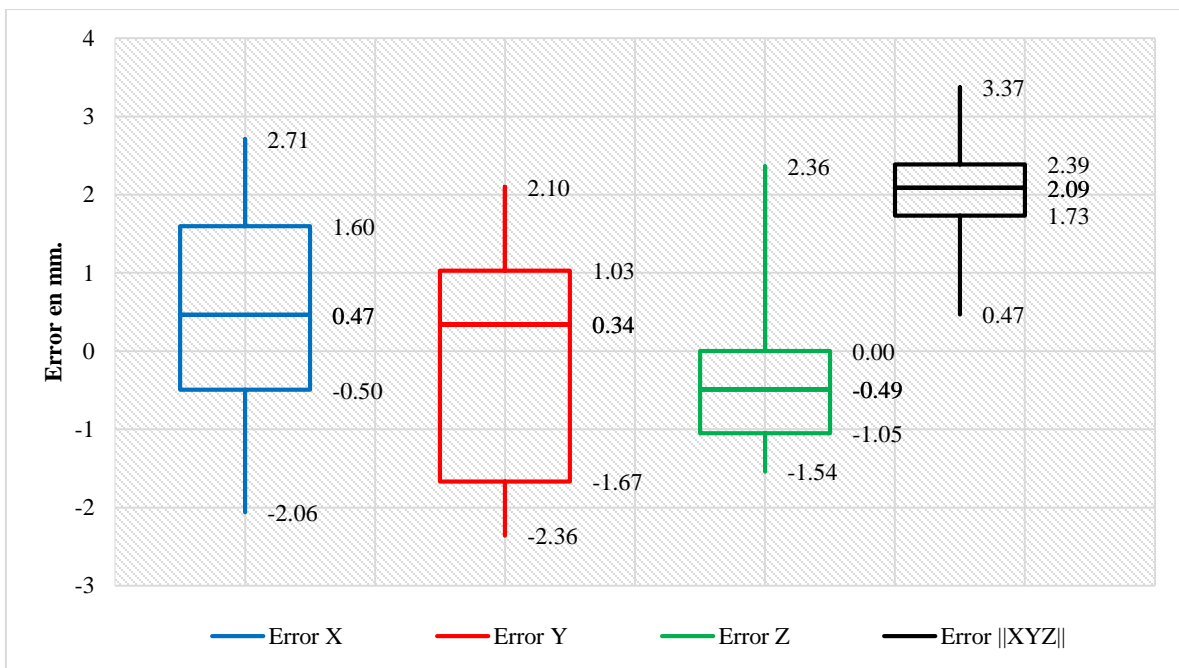


Figura 2.14: Error de posicionamiento en cada eje usando LCM – CSM.



#### 2.4.4 Comparativa entre las metodologías de control

Con base en la serie de experimentos realizados se puede observar lo siguiente: La etapa de *'flattening'* en la metodología clásica de CSM no lineal, juega un papel importante en la precisión, cuando el sistema de visión no está a una distancia lo suficientemente alejada del punto objetivo, para considerar que presenta una proyección ortogonal. Cuando el efecto de perspectiva es considerado (proceso de *'flattening'*), al momento de recalcular los parámetros de visión no solo la precisión aumenta, sino la dispersión del error entre los puntos evaluados disminuye.

El mayor error de posicionamiento se presenta cuando se evalúan puntos fuera del espacio de trabajo muestreado por el *'pre – plan'*. Este incremento en el error promedio de posicionamiento, podría deberse a que los parámetros de visión sólo son válidos, en una región donde existen suficientes correspondencias, entre el espacio de cámara y tridimensional del conjunto de marcas visuales. La precisión en la tarea, está en función del número de aproximaciones durante la trayectoria de transición, ya que los parámetros de visión son recalculados tomando en cuenta las nuevas observaciones cercanas a la región de interés. Lo anterior lo refieren Galván y Coronado en [27] y [1] respectivamente entre otros. La **figura 2.15** muestra el error promedio de posicionamiento y la desviación estándar empleando sólo el modelo cinemático del robot y los resultados obtenidos de cada metodología de control evaluada. La precisión de cada metodología, superó la precisión nominal empleando sólo el modelo cinemático del robot para su control. De esta manera se observa que cada metodología fue capaz de absorber los errores asociados a un mal dimensionamiento o manufactura, a la falta de rigidez del robot o a imperfecciones en el modelo cinemático. Por otra parte, la precisión entre ambas metodologías (CSM / LCM – CSM) no es diferenciable estadísticamente bajo las condiciones ya mencionadas (1 marca visual y 10 aproximaciones) para robots paralelos.

El tiempo de ciclo juega un papel importante para acelerar la tarea o en aplicaciones con ambientes de trabajo cambiantes, por ejemplo donde el objetivo se traslada en cierta dirección a una velocidad no nula. En la **figura 2.16** se muestran los tiempos de ciclo promedio para ejecutar una tarea de posicionamiento en cada metodología evaluada. Como se observa, el tiempo de ciclo en la metodología lineal LCM – CSM es casi 6 veces menor, que en la

metodología clásica de CSM no lineal (con o sin el proceso *'flattening'*) debido a que su solución no requiere de un proceso iterativo.

Con base en los resultados experimentales se observa que la metodología lineal LCM – CSM, conserva la precisión de la metodología clásica de CSM no lineal, pero con un tiempo de ciclo menor, por lo que resulta más adecuado para aplicaciones donde el objetivo está en movimiento.

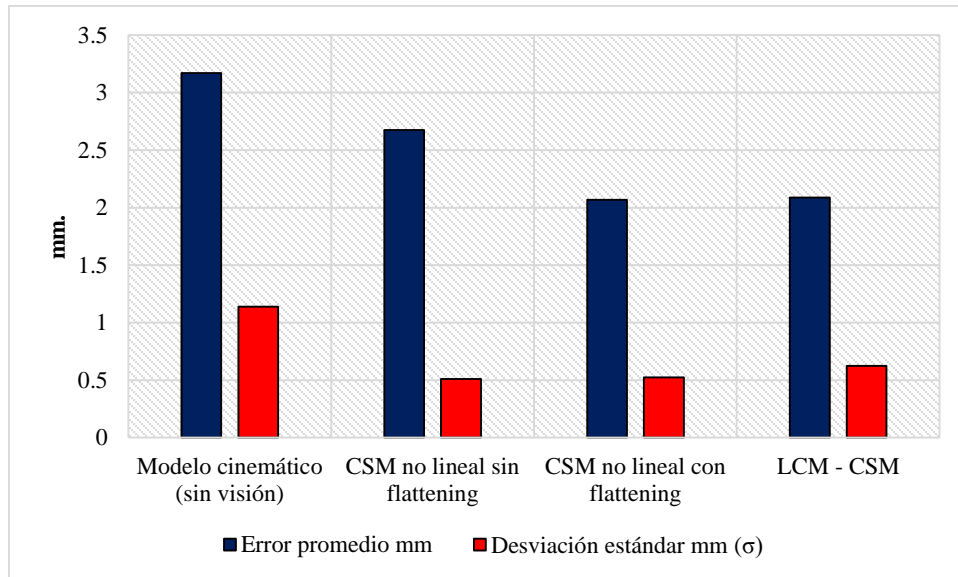


Figura 2.15: Precisión y desviación estándar de cada metodología evaluada.

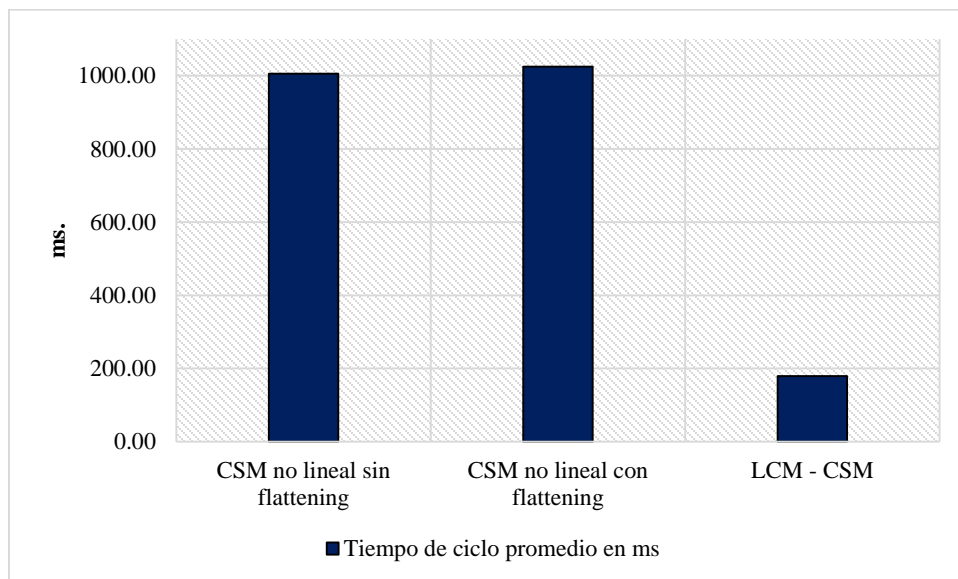


Figura 2.16: Tiempos de ciclo promedio de cada metodología evaluada.

En este capítulo primeramente se presentó una serie de experimentos para evaluar la cinemática del robot. En donde se observó que cada metodología evaluada es capaz de absorber los errores derivados del modelo cinemático del robot como imperfecciones mecánicas, falta de rigidez, mal dimensionamiento, o a un mal cálculo del modelo. Cada metodología logró una precisión de posicionamiento mayor a la reportada sólo empleando el modelo cinemático (3.17 mm). Las fuentes de error provenientes de las metodologías de control por visión corresponderán al ruido proveniente de las imágenes, al error en el modelo de cámara empleado y al proceso de minimización correspondiente a cada metodología. Sin embargo el recálculo en cada iteración durante la trayectoria de transición, actuará como un filtro absorbiendo los errores entre la estimación de la posición del manipulador y su localización real. Además se desarrolló e implemento la metodología clásica de CSM no lineal al robot paralelo tipo delta PARALLIX LFK – 2040. Esta metodología nunca había sido implementada en robots paralelos. Si bien la variante lineal de la metodología de CSM ya había sido aplicada en esta plataforma en particular, en este capítulo se retomó nuevamente su implementación. Lo anterior para poder realizar una serie de experimentos y evaluar ambas metodologías en tareas de posicionamiento en objetivos estáticos. Los 2 aspectos a evaluar fueron la precisión y tiempo de ciclo de control. Esta comparación nunca se había realizado en robots paralelos y en robots seriales solo se había comparado la precisión. Con base en los experimentos realizados, se observó que la metodología lineal LCM – CSM conserva la misma precisión que la metodología clásica de CSM no lineal, pero con un tiempo de ciclo menor. Un tiempo de ciclo pequeño, juega un papel importante para acelerar la tarea o en aplicaciones con ambientes de trabajo cambiantes. Sin embargo ninguna metodología de CSM está diseñada para manipular objetivos en movimiento. En el siguiente capítulo se desarrollará un control basado en LCM – CSM para la manipulación de objetivos en movimiento, en donde parámetros como la precisión y el tiempo de ciclo resultan claves para su desarrollo.

### **3 Esquema de un control por visión de un robot paralelo tipo delta usando Modelo de Cámara Lineal y el método Manipulación en Espacio de Cámara para objetos en movimiento**

En este capítulo se presentará el desarrollo de un nuevo sistema de control para dar seguimiento a objetivos que se desplazan siguiendo una trayectoria predefinida a velocidad constante. Como ya se mencionó, ninguna metodología de CSM está diseñada para manipular objetivos en movimiento. En el capítulo anterior se expuso qué metodología tenía las mejores prestaciones, tanto en precisión como en tiempo de ciclo de control. Con base en los experimentos realizados, se observó que la metodología lineal LCM – CSM, conserva la precisión de la metodología clásica de CSM no lineal, pero con un tiempo de ciclo casi 6 veces menor.

La metodología LCM – CSM, emplea un modelo de cámara lineal, haciendo que la estimación de los parámetros de visión sea más fácil de implementar que su contraparte no lineal y con un costo computacional menor. Por ser un sistema compuesto por ecuaciones lineales (en los parámetros), se asegura que al tener suficiente número de correspondencias u observaciones, se tendrá solución [48]. Este algoritmo se realiza en una sola etapa a diferencia de la metodología clásica no lineal. Por todo lo anterior, para el desarrollo de un sistema de control que lidie con objetivos en movimiento se propone emplear como base la metodología lineal LCM – CSM.

A continuación se proponen 2 metodologías para estimar el movimiento de objetos a partir de la información visual adquirida por el sistema de visión. Estos métodos se emplearán en conjunto con la metodología LCM – CSM, para desarrollar una nueva variante de capaz de

dar seguimiento y manipulación a objetivos en movimiento. Como primera etapa, se propone que el punto objetivo describa una trayectoria rectilínea, sobre una banda transportadora y a velocidad constante. De las 2 metodologías propuestas, la que presente mejores prestaciones se evaluará experimentalmente en la plataforma PARALLIX LKF – 2040.

## 3.2 Estimación de movimiento

### 3.2.1 Estimación de parámetros

La estimación de parámetros es una metodología que extrae información concerniente al modelo matemático que representa la física de un fenómeno observado.

Si  $\bar{X}$  es un vector que incluye un conjunto de  $n$  parámetros que representa una observación  $y_i$ , con el objeto de determinarlos, se puede emplear el principio de máxima probabilidad. Este principio establece que dadas  $m$  mediciones  $y_1 \dots y_m$ , la mejor estimación de parámetros es aquella para que la probabilidad  $P(y_1 \dots y_m)$  es máxima, es decir más probable [27]. Esta maximización puede obtenerse al minimizar el siguiente funcional con respecto a  $\bar{X}$ .

$$J(\bar{X}) = \sum_{i=1}^m \frac{[y_i - \bar{X}_i]^2}{\sigma_{y_i}^2} \quad (3.1)$$

Si  $\frac{1}{\sigma_{y_i}^2}$  representa una función de peso relativo, la cual depende de la dispersión de la  $i$  – ésima observación, entonces la **ecuación (3.1)** corresponde al método de mínimos cuadrados para estimar  $\bar{X}$ .

#### 3.2.1.1 Estimación del movimiento del punto objetivo por medio de mínimos cuadrados

Para el movimiento del punto objetivo, se incorporó una banda transportadora a la plataforma PARALLIX LKF – 2040. Si se supone que el movimiento del objeto sobre la banda se rige bajo un modelo lineal  $y = mx + b$  en espacio de cámara, es decir en línea recta, se propone emplear una estimación de parámetros para determinar la pendiente  $m$  y la ordenada al origen  $b$ , a partir de un número  $n$  de observaciones del objeto para cada cámara participante [27]. Lo anterior queda representado minimizando el siguiente funcional con respecto de  $\bar{X}$ .

$$J(\bar{X}) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n [y_i^j - (mx_i^j + b)]^2 \quad (3.2)$$

Donde  $x_i^j$  y  $y_i^j$  representan las coordenadas en pixeles de la  $i$  – ésima observación en la  $j$  – ésima cámara. A mayor número de observaciones se tendrá una mejor estimación del comportamiento del sistema, tal y como se muestra en las siguientes figuras. En la **figura 3.1** y **3.2**, los asteriscos representan las observaciones del objeto en movimiento adquiridas por el sistema de visión y la línea recta representa la estimación que hace el sistema del comportamiento del objeto, en base al número de muestras empleadas. La estimación mostrada en la **figura 3.1** (línea recta), sólo emplea 2 puntos del conjunto de observaciones para realizar la estimación. La **figura 3.2**, representa la estimación empleando todos los puntos observados.

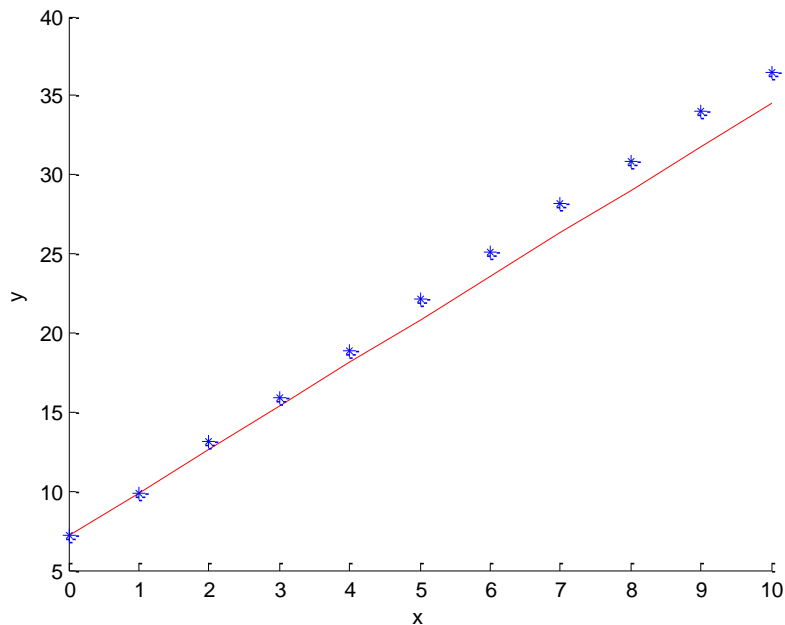
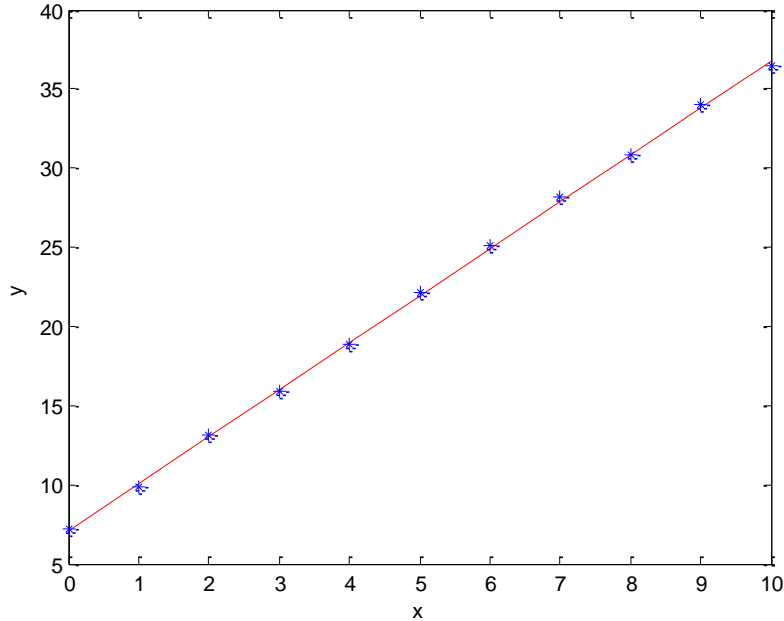


Figura 3.1: Estimación del movimiento del objeto, empleando 2 observaciones.

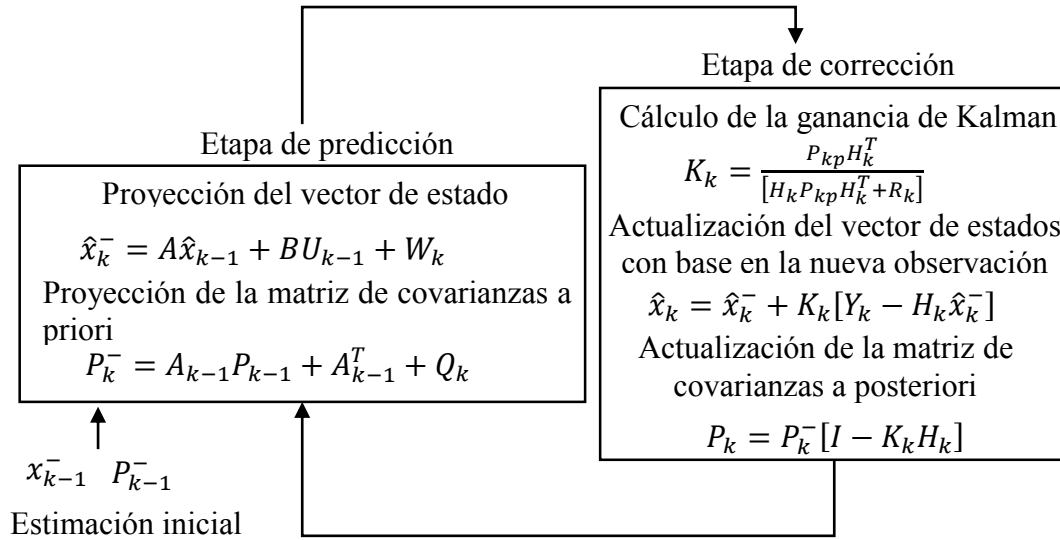


*Figura 3.2: Estimación del movimiento del objeto, empleando todas las observaciones.*

Con la estimación de los parámetros  $m$  y  $b$  es posible predecir el comportamiento del sistema extrapolando su posición  $n$  veces. De esta manera se conocerá el valor aproximado de las coordenadas en el plano de la imagen de cada cámara y a través de la metodología LCM – CSM se podrá comandar al robot a una posición futura.

### **3.2.2 El Filtro de Kalman**

El filtro de Kalman (FK) es una técnica de estimación bayesiana, un algoritmo de procesamiento de datos recursivo, que estima el estado de un sistema dinámico lineal, basándose en observaciones periódicas [51, 52]. El estado del sistema y la observación están perturbadas por ruido blanco. El ruido blanco se caracteriza por tener comportamiento gaussiano, con media igual a 0 y por no tener correlación estadística, lo que implica que los errores en el modelo del sistema y en el de observación son aleatorios [52, 53]. El Filtro de Kalman se basa en un ciclo iterativo de predicción – corrección, el cual se describe a continuación.



*Figura 3.3: Etapas del Filtro de Kalman.*

En la fase de predicción **figura 3.3**, se calcula el vector de estado y la matriz de covarianzas *a priori* [54]. Definir el estado de un sistema, consiste en establecer un conjunto mínimo de variables que describan las propiedades del sistema que se desea observar y de cómo éste evoluciona en el tiempo [52, 53]. Utilizando la representación de estados para un sistema discreto, la evolución del estado  $\hat{x}_k^-$  se describe como:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + BU_{k-1} + W_k \tag{3.3}$$

- $W_k \sim N(0, Q_k)$

Donde  $x_{k-1}$  es la variable de estado  $n$ -dimensional en el instante de tiempo  $k - 1$ ,  $A$  es la matriz de transición de estados,  $B$  es la matriz de control,  $U_{k-1}$  es la entrada de control al sistema en el instante de tiempo  $k - 1$  y  $W_k$  es la perturbación por ruido, su notación indica que el ruido que afecta al sistema se supone blanco, con una distribución normal, con media 0 y covarianza  $Q_k$  [51].

Una característica del FK es que no solamente mantiene una estimación del vector de estado ( $\hat{x}_k^-$ ), sino también una medida estadística de la incertidumbre asociada a dicha estimación ( $\tilde{x}_k$ ) [52, 53]. Donde el error ( $E$ ) queda representado como la diferencia entre el valor real y el valor estimado del vector de estado como:

$$\tilde{x}_k = x_k - \hat{x}_k^-$$

Esta medida de incertidumbre se calcula como la matriz de covarianza de  $\hat{x}_k^-$ , representada por  $P_k^-$  [54]. Por lo tanto el FK estima el valor real del estado como  $x_k \sim N(\hat{x}_k^-, P_k^-)$ , es decir,



como una función de densidad de probabilidad normal multivariante con media  $\hat{x}_k^-$  y covarianza  $P_k^-$ , de tal forma:

$$P_k^- = E[\tilde{x}_k * \tilde{x}_k^T] = E[(x_k - \hat{x}_k^-)(x_k - \hat{x}_k^-)^T] = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix}$$

La matriz de covarianzas a priori queda definida mediante:

$$P_k^- = A_{k-1}P_{k-1} + A_{k-1}^T + Q_k \quad (3.4)$$

Donde  $P_{k-1}$  representa la matriz de covarianzas *a priori* en el instante de tiempo  $k - 1$  y  $Q_k$  representa el ruido del proceso [51].

La fase de corrección **figura 3.3**, se efectúa solamente cuando están disponibles nuevas observaciones. Primeramente se realiza el cálculo de un factor de ganancia  $K$ , denominado ganancia de Kalman, que determina que tanta importancia o peso se le debe dar a la medición tomada, cuando se realice la actualización del estado del sistema [52, 54]. La ganancia  $K$  minimizará la covarianza del error  $P_k^-$  en la nueva estimación del estado  $\hat{x}_k$ . Donde  $H_k$  es la matriz de observación que relaciona el estado del proceso con la medición.

$$K_k = \frac{P_{kp}H_k^T}{[H_kP_{kp}H_k^T + R_k]} \quad (3.5)$$

El FK corrige la predicción del estado cada vez que está disponible una nueva observación. Debido a la naturaleza recursiva del filtro, no se requiere almacenar todas las observaciones y estimaciones previas cuando se realiza una nueva observación. El modelo de observación se representa como:

$$Y_k = H_k\hat{x}_k + Z_k \quad (3.6)$$

- $Z_k \sim N(0, R_k)$

Donde  $Y_k$  es un vector de observaciones  $m$ -dimensional y  $Z_k$  es una perturbación por ruido blanco con distribución normal, media 0 y covarianza  $R_k$  [51].

Una vez obtenida la nueva información del sistema, se genera una nueva estimación del estado  $\hat{x}_k$  (*a posteriori*) y una estimación mejorada de la covarianza del error  $P_k$  (*a posteriori*).

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k[Y_k - H_k\hat{x}_k^-] \quad (3.7)$$

$$P_k = P_k^- [I - K_k H_k] \quad (3.8)$$

Donde  $I$  representa una matriz identidad. El proceso es iterativo tomando como datos de entrada las nuevas estimaciones del estado y de la covarianza del error [52].

### 3.2.2.1 Estimación del movimiento del punto objetivo por medio del FK

Como ya se mencionó el objetivo principal de este trabajo es el desarrollo de un algoritmo de control enfocado en tareas de manipulación de objetos en movimiento. Como primera etapa, se propone el desarrollo de un sistema que pueda dar seguimiento y manipulación a objetivos que se trasladan sobre una banda transportadora a velocidad constante.

Como se mencionó en la sección del FK, el vector de estado *ecuación (3.3)*, está conformado por un conjunto de variables, que permiten describir al sistema y de cómo éste evoluciona en el tiempo. Si el movimiento del punto objetivo es representado por un conjunto de imágenes adquiridas por el sistema de visión y se supone que éste se rige bajo un modelo lineal en espacio de cámara, entonces el modelo que representa al sistema puede definirse como un movimiento rectilíneo uniforme con aceleración constante. Lo anterior queda descrito por:

$$X = X_o + \dot{X}t + \frac{1}{2}\ddot{X}t^2 \quad (3.9)$$

Donde  $X_o$  representa la posición actual del objetivo expresado en pixeles y  $\dot{X}, \ddot{X}$  la velocidad y aceleración expresada en pixeles/ciclo y pixeles/ciclo<sup>2</sup> respectivamente. El tiempo de ciclo de control se supone constante para cada iteración.

Para la estimación del movimiento del punto objetivo en espacio de cámara, se llevará sólo registro de la posición y velocidad, ya que el sistema a velocidad constante presenta una aceleración igual a 0. De esta manera el vector de estado *ecuación (3.3)* y matriz de covarianzas *ecuación (3.4)* podrán estar conformados por 2 o 4 variables. Describiéndose la posición y velocidad del punto objetivo observado en el plano de la imagen, en un eje o en ambos. Además la matriz de covarianzas, podrá o no correlacionar las variables entre la posición y velocidad para cada caso, es decir generar una codependencia entre las variables. Lo anterior se explica a detalle a continuación.

Si el vector de estado está conformado por 2 variables, la predicción del comportamiento del sistema en el plano de la imagen se realiza por eje, es decir se predice la posición y velocidad del punto objetivo en el eje  $x$  o  $y$ . Para describir el comportamiento en ambos ejes son necesarios 2 FK. Estas 2 variables en la matriz de covarianzas pueden correlacionarse o no,

es decir establecer una codependencia en donde la posición del punto objetivo en un eje, por ejemplo  $x$ , dependa de la velocidad del punto objetivo en ese mismo eje y viceversa.

Si el vector de estado está conformado por 4 variables, la predicción del comportamiento del sistema en el plano de la imagen se realiza en los 2 ejes, es decir se predice la posición y velocidad del punto objetivo tanto en el eje  $x$  como  $y$ . Por lo anterior sólo es necesario llevar control de 1 FK. Finalmente las 4 variables en la matriz de covarianzas (posición y velocidad de los 2 ejes) pueden correlacionarse o no, estableciéndose una codependencia entre todas las variables.

Para evaluar qué criterio registra un menor error de predicción en el comportamiento del sistema, se evaluó cada opción fuera de línea, en donde el punto objetivo se trasladó sobre una banda transportadora a velocidad constante. La tasa de muestreo de la adquisición de imágenes se varió para obtener observaciones del punto objetivo más distantes, simulado un incremento en la velocidad de la banda. Para cada caso se tomaron 30 observaciones discretas del punto objetivo, en donde la predicción (vector de estado *a priori*), fue evaluado contra la estimación mejorada en la fase de corrección (vector de estado *a posteriori*). Los valores mostrados en la **tabla 3.1** representan el error en la predicción del movimiento de punto objetivo tanto en posición como en velocidad, expresados en pixeles y pixeles/ciclo respectivamente.

	2 variables sin correlación				2 variables con correlación				4 variables sin correlación				4 variables con correlación			
Tasa de muestreo	x	vx	y	vy	x	vx	y	vy	x	y	vx	vy	x	y	vx	vy
0 ms.	1.80	1.78	2.00	2.00	2.09	2.90	2.00	2.00	2.25	2.89	2.93	3.38	2.22	2.27	2.26	2.50
500 ms.	1.80	1.80	1.00	2.00	1.00	1.90	1.00	2.00	1.23	1.67	2.34	2.38	1.00	1.12	2.04	2.12
1000 ms.	3.18	1.76	2.00	2.00	1.84	1.74	2.00	2.00	1.69	1.89	1.78	2.30	1.79	1.63	2.00	2.00
1500 ms.	2.50	2.60	2.00	2.00	1.34	1.87	2.00	2.00	1.30	1.80	1.90	2.68	1.41	1.58	2.17	2.23
Error promedio	2.32	1.99	1.75	2.00	1.57	2.10	1.75	2.00	1.62	2.06	2.24	2.69	1.61	1.65	2.12	2.21

Nota: Error medido en pixeles y pixeles/ciclo para cada caso

Tabla 3.1: Error de estimación del punto objetivo a través del FK, usando 2 y 4 variables.

Si bien el modelo que describe al sistema supone una aceleración constante, al final del ciclo del FK se realiza un ajuste de este parámetro como la diferencia entre la velocidad registrada en el ciclo de control actual y el anterior. La velocidad resulta un parámetro crucial ya que

afecta directamente la predicción del sistema, pudiendo afectar la estabilidad del filtro si su cálculo es erróneo. Como se observa en la **tabla 3.1**, el menor error promedio en la predicción de la velocidad del sistema, se registra empleado sólo 2 variables. Además las 4 variables del sistema, no necesariamente son dependientes una de la otra. Por ejemplo la posición del punto objetivo en el eje  $x$ , no necesariamente depende de la velocidad de éste en el eje  $y$ . Por otro lado al emplear 2 variables, sí existe una correlación entre ellas. Por ejemplo la posición del punto objetivo en el eje  $x$  sí depende de la velocidad a la que éste se desplace. Por todo lo anterior, para la estimación de la posición y velocidad del punto objetivo se emplearán 2 FK, uno para cada eje y correlacionando las variables.

### **3.3 Desarrollo de la metodología de control LCM – CSM + estimación de parámetros**

En la **figura 3.4** se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de control LCM – CSM + estimación de parámetros, compuesto por 3 etapas principales: El '*pre – plan*', la etapa de seguimiento y la etapa de extrapolación. Previo a la tarea de posicionamiento, los parámetros de visión son inicializados a partir de un conjunto de posiciones pre-planeadas, llamada '*pre – plan*'. En cada posición del '*pre – plan*', se determina la posición tridimensional de un cierto número de marcas visuales, colocadas en el efector final y su localización en espacio de cámara. En esencia, en esta etapa se muestrea un área amplia del espacio de trabajo para inicializar los parámetros de visión de manera global (muestras globales), resolviendo un sistema de ecuaciones lineales, **ecuación (1.30)**. La etapa de seguimiento comienza cuando el centroide de la marca visual del punto objetivo es detectado por el sistema de visión. El robot es comandado al punto de interés (punto objetivo), calculado por el algoritmo de control de LCM – CSM, mediante una trayectoria compuesta por  $n$  puntos o aproximaciones llamada trayectoria de transición, **ecuación (1.31)**. En cada aproximación se realiza una observación local del conjunto de marcas visuales del efector final y se determina su localización en espacio tridimensional, para recalcular los parámetros de visión **ecuación (1.30)**. Asimismo se determina la nueva posición, en espacio de cámara del punto objetivo en movimiento. Después de un número  $n$  de iteraciones (determinadas por el usuario) se resuelve la **ecuación (3.2)**. En la etapa de extrapolación, conociendo la pendiente  $m$  y la ordenada al origen  $b$ , se

extrapola  $n$  observaciones más para calcular una posición futura del punto objetivo, en base al sistema observado. Al comandar al manipulador a dicha posición, finalmente es necesario calcular el tiempo de llegada de éste para completar la tarea de posicionamiento.

En esta metodología de control basada en LCM – CSM + estimación de parámetros, el tiempo de ciclo promedio es de 1.5 seg. Si el sistema realiza sólo 2 observaciones del punto objetivo para determinar los parámetros  $m$  y  $b$  antes de terminar la tarea, el sistema realizará una extrapolación de igual magnitud (2 observaciones), requiriendo un tiempo total de operación de 6 seg. Por lo anterior el sistema no puede manipular objetos que se desplacen a velocidades mayores de 5 cm/s, limitando su área de aplicación. Además el sistema de control aproxima las observaciones obtenidas del sistema de visión a una línea recta, por lo que el punto objetivo está limitado a desplazarse en trayectorias rectilíneas. Tampoco se lleva un control de la velocidad, limitando la estimación y trayectoria del punto objetivo en movimiento.

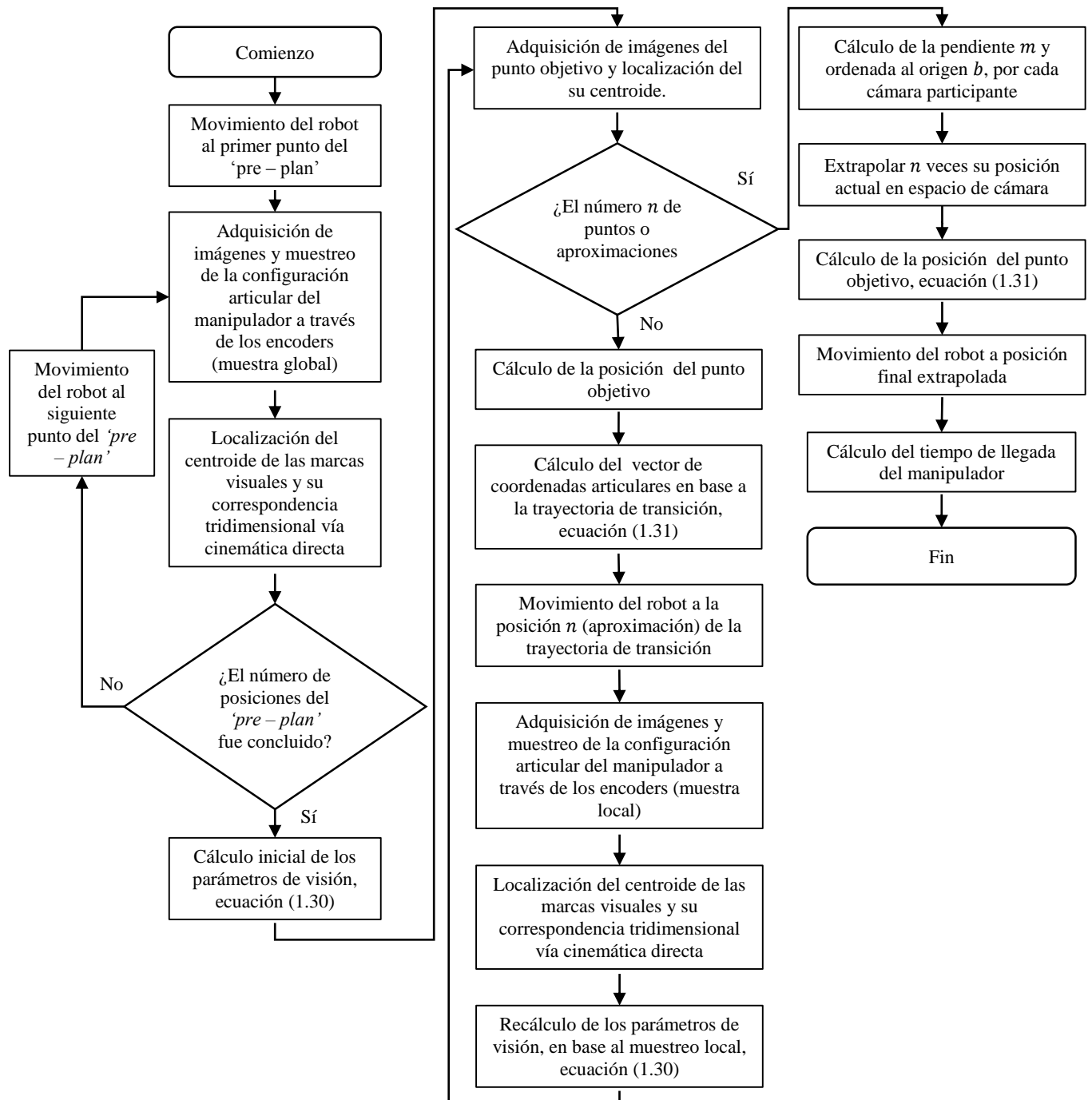


Figura 3.4: Diagrama de flujo del algoritmo de control LCM – CSM + Estimación de parámetros.

### 3.4 Desarrollo de la metodología de control LCM – CSM + FK

En el diagrama de bloques de la *figura 3.5*, se muestra de manera general la metodología de control LCM – CSM + FK, conformada por dos lazos de control. El primero es el control de bajo nivel (PID), que asegura la posición y velocidad de los actuadores del robot por medio de sensores propioceptivos (encoders) y comanda el movimiento de los actuadores. El segundo es el control de alto nivel, que emplea visión para retroalimentar la posición del efector final y del punto objetivo en cada ciclo de control. El sistema de visión puede estar conformado por 2 o más cámaras. El sistema de cómputo es el encargado de procesar las imágenes, calcular la cinemática directa e inversa del manipulador, correr el algoritmo de control dedicado a LCM – CSM y al FK y llevar un registro y comunicación con las entradas y salidas del robot.

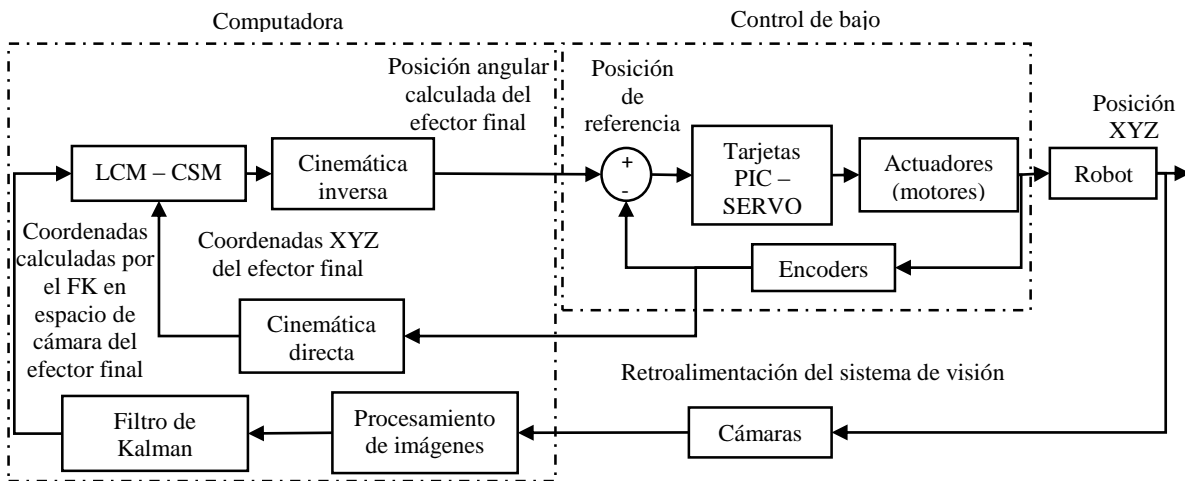


Figura 3.5: Esquema general del algoritmo de control LCM – CSM + FK.

En la *figura 3.6* se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de control de LCM – CSM + FK, compuesto por 3 etapas principales: El ‘pre – plan’, la etapa de seguimiento y la etapa de extrapolación. Previo a la tarea de seguimiento y extrapolación, los parámetros de visión son inicializados a partir de un conjunto de posiciones pre-planeadas, llamada ‘pre – plan’. En cada posición del ‘pre – plan’ se determina la posición tridimensional de un cierto número de marcas visuales, colocadas en el efector final y su localización en espacio de cámara. En esencia, en esta etapa se muestrea un área amplia del espacio de trabajo para inicializar los

parámetros de visión de manera global (muestras globales), resolviendo un sistema de ecuaciones lineales *ecuación (1.30)*. La etapa de seguimiento comienza cuando el centroide de la marca visual del punto objetivo es detectado por el sistema de visión, *figura 3.7*. El FK es inicializado para predecir en espacio de cámara, la posición y velocidad del punto objetivo. Con la posición inferida por cada filtro en espacio de cámara, el algoritmo de control basado en LCM – CSM, calcula su correspondencia tridimensional, *ecuación (1.31)* y por medio de la cinemática inversa del manipulador la configuración angular  $\theta$  necesaria para posicionarse sobre el objetivo. El robot es comandado a la posición angular y durante su trayecto los parámetros de visión son recalculados mediante la *ecuación (1.30)*, realizando un muestreo local del centroide del conjunto de marcas visuales en el efector final y su correspondencia en espacio tridimensional, por medio de la cinemática directa, *figura 3.8*. Al recalcularse los parámetros de visión, estos tendrán más importancia que los iniciales o globales, por su cercanía al punto de interés. Lo anterior representa un ciclo de control, el cual iterará  $n$  veces hasta que el vector de estado a priori, *ecuación (3.3)* difiera en un número mínimo de píxeles con respecto del vector de estado a posteriori, *ecuación (3.7)*. Finalmente la etapa de extrapolación, ocurre cuando la descripción del sistema observado es lo suficientemente preciso para extrapolar su posición  $n$  veces y ‘adelantarse’ al objetivo. Conociéndose la distancia extrapolada, se calcula una velocidad promedio con base al número de iteraciones realizadas por el ciclo de control y así determinar el tiempo de llegada del objetivo a la posición actual del robot.



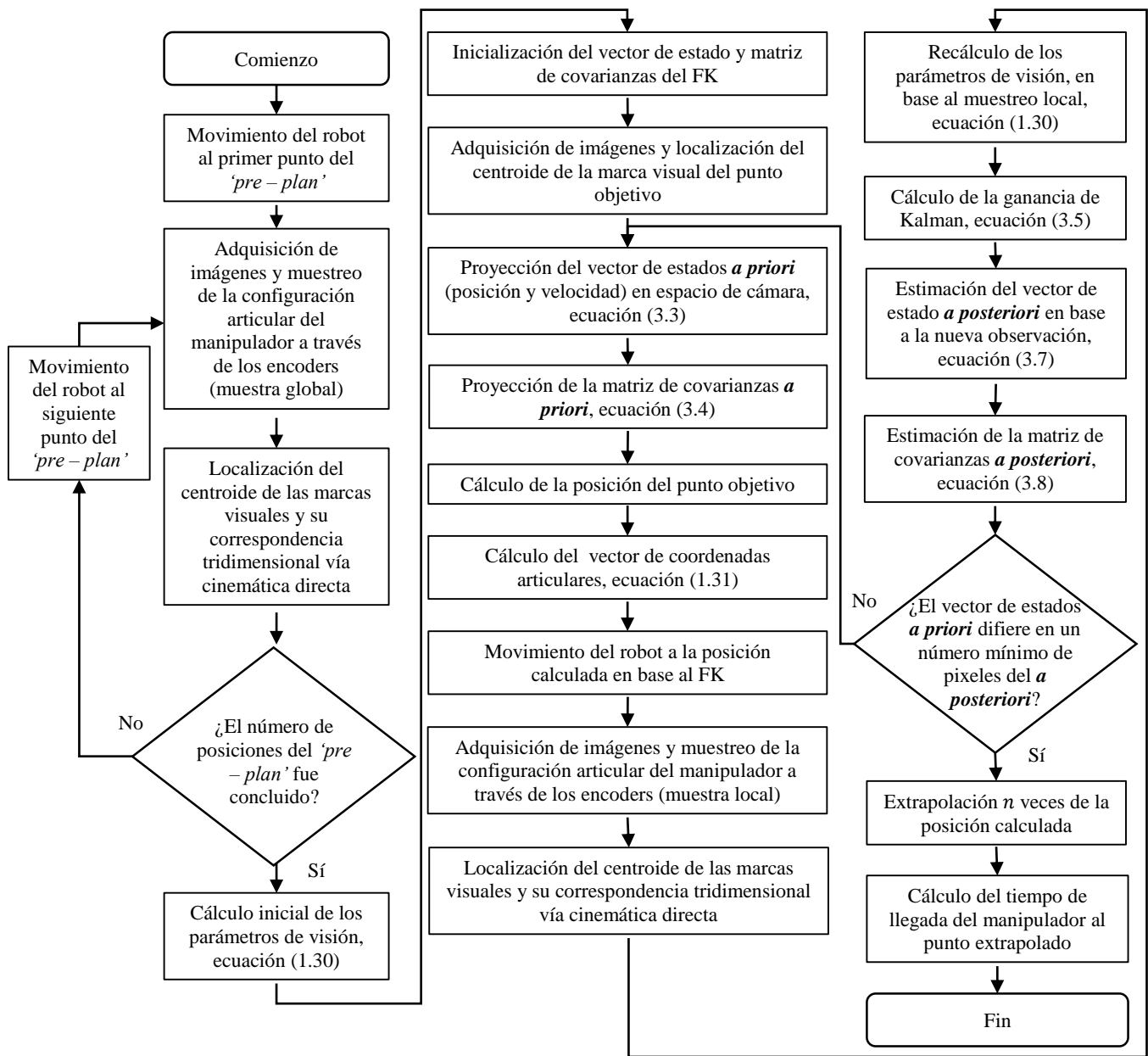
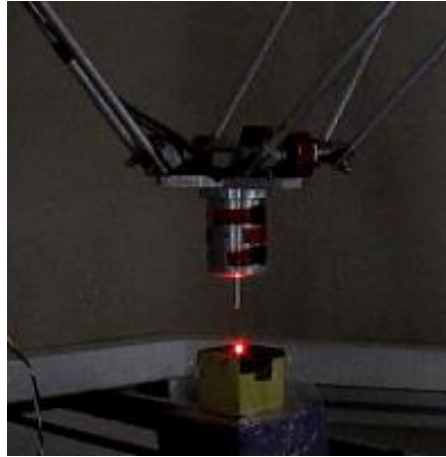
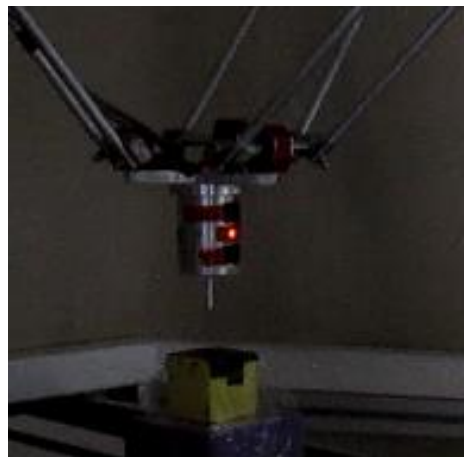


Figura 3.6: Diagrama de flujo del algoritmo de control LCM – CSM + FK.



*Figura 3.7: Marca visual del punto objetivo.*



*Figura 3.8: Marca visual en el efector final del manipulador.*

En esta metodología de control basada en LCM – CSM + FK, el tiempo de ciclo promedio es de 180 ms. El sistema de control basado en el FK, estima el comportamiento del objetivo en espacio de cámara, prediciendo su posición y velocidad. La ecuación que define al vector de estado es la de movimiento rectilíneo uniforme con aceleración constante, de esta manera el filtro adaptará el movimiento del punto objetivo a trayectorias rectilíneas en cada ciclo de control. Esta metodología además puede adaptarse a movimientos aleatorios, es decir permite dar seguimiento y manipulación a objetivos que se desplacen de forma arbitraria tanto en dirección como en magnitud de la velocidad.

En este capítulo se presentaron 2 metodologías para estimar el movimiento de objetos, a partir de la información adquirida por el sistema de visión, basados en la metodología LCM – CSM. Ambas metodologías se evaluaron en el caso más simple, cuando el punto objetivo

describe una trayectoria rectilínea a velocidad constante. La metodología LCM – CSM + estimación de parámetros tiene un tiempo de ciclo promedio de 1.5 seg, este tiempo resulta alto si se desea manipular objetivos móviles. Además está limitado a que el punto objetivo sólo se mueva en trayectorias rectilíneas y a velocidad constante. Por otro lado la metodología LCM – CSM + FK tiene un tiempo de ciclo promedio de 180 ms y permite dar seguimiento y manipulación a objetivos que se desplazan de forma arbitraria tanto en dirección como en magnitud de la velocidad. En el siguiente capítulo se reducirá el tiempo de ciclo del algoritmo de control, a través de una serie de mejoras en su implementación. También se evaluará experimentalmente la nueva metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK para diferentes condiciones de movimiento, con trayectorias predefinidas y no predefinidas del punto objetivo.

## 4 Resultados experimentales

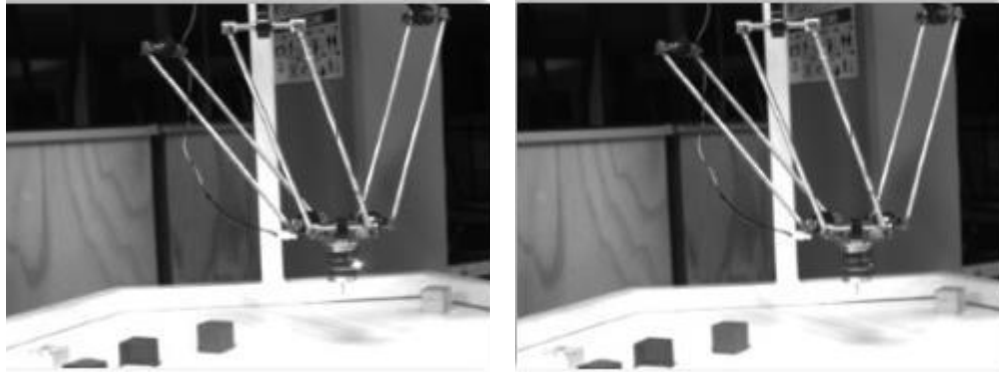
En este capítulo se propone realizar una comparación entre la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK presentada en el capítulo anterior, y las mejoras de implementación realizadas a ésta. Esta comparación se evaluará experimentalmente en tareas de posicionamiento a objetivos estáticos, variando el número de marcas visuales en el efector final del manipulador y el número de aproximaciones en la trayectoria de transición.

La metodología LCM – CSM + FK puede manipular tanto objetivos estáticos como móviles. El FK lleva un control de la posición y velocidad en espacio de cámara del punto objetivo, si éste permanece inmóvil, el centroide de la marca visual que lo distingue permanecerá invariante en cada ciclo de control, por lo que no habrá un cambio en la predicción de su posición. De esta manera la metodología desarrollada también es capaz de manipular objetivos estáticos. En esta serie de experimentos propuestos, se llevará un registro de la precisión y tiempo de ciclo de cada tarea. Finalmente, de la comparación realizada en la etapa de experimentación descrita, la metodología que presente las mejores prestaciones en precisión y tiempo de ciclo, se evaluará en tareas de posicionamiento para diferentes condiciones de movimiento, con trayectorias predefinidas y no predefinidas del punto objetivo.

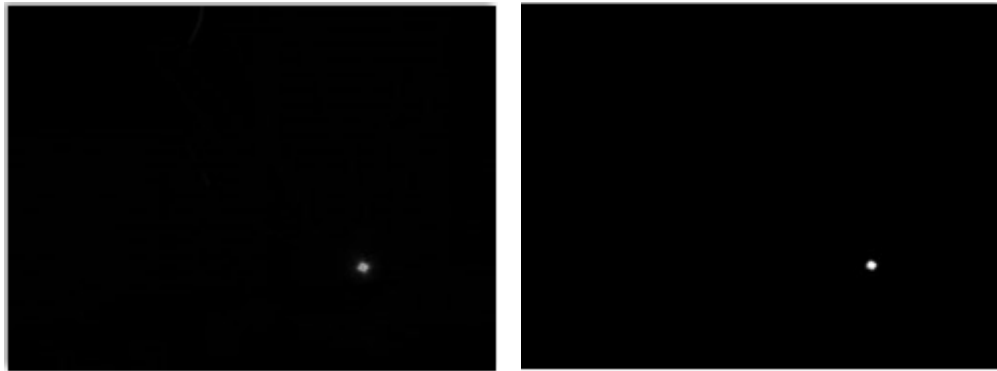
### 4.2 Mejoras de implementación

A conocimiento del autor, en todas las implementaciones previas de CSM tanto en su forma clásica no lineal como en su variante lineal, la estructura de programación del algoritmo de control es secuencial, es decir una tarea no puede dar inicio sin terminar la anterior. Procesos como la adquisición de imágenes, el movimiento del robot y el algoritmo de control, a pesar de realizarse en plataformas separadas, no pueden llevarse a cabo de forma independiente, si la estructura de programación del algoritmo que las controla es secuencial. Esto ocasiona que la operación más lenta del sistema genere *'cuellos de botella'*, retrasando el ciclo de control. Entre las tareas con mayor tiempo de ejecución se encuentra la adquisición y acondicionamiento de imágenes. Este proceso en implementaciones previas, requería adquirir 2 imágenes para cada posición de interés, la primera con la marca visual del objetivo

o del manipulador encendida y la segunda con la marca visual apagada, *figura 4.1*. Ambas se convertían a escala de grises, para su posterior resta entre ellas, dando como resultado una nueva imagen, donde sólo quedaba visible la marca visual, *figura 4.2* (izquierda). Finalmente en la etapa de acondicionamiento, compuesta por los procesos de erosionado, dilatación y umbralizado, la imagen tomaba valores de 1 ó 0, blanco o negro *figura 4.2* (derecha), para su posterior cálculo del centroide.



*Figura 4.1: Encendido y apagado de la marca visual del manipulador.*



*Figura 4.2: Procesado y acondicionamiento de la imagen adquirida.*

Las mejoras de implementación que se proponen al algoritmo de control son las siguientes: 1) Disminuir el tiempo de adquisición y acondicionamiento de imágenes y 2) Cambiar la estructura de programación del algoritmo de control de secuencial a multi – hilos.

El algoritmo propuesto de adquisición y acondicionamiento de imágenes, consiste en adquirir sólo una imagen para cada posición de interés, dejando encendido en todo el ciclo de control, a la marca visual del objetivo o del robot. De esta manera la marca visual es detectada por medio de contraste. Este proceso reduce su tiempo de ejecución al requerir sólo una imagen del punto de interés. Sin embargo tiene la desventaja que la marca visual debe ser el punto

más brillante del espacio visible, ya que de lo contrario el sistema ubicará múltiples centroides, ocasionando información ruidosa en el algoritmo de control.

Con respecto a la programación, se propone cambiar la estructura secuencial por una multi – hilos. De esta manera, el programa principal estará dedicado exclusivamente al algoritmo de control LCM – CSM + FK, mientras una serie de hilos realizan las tareas con mayor tiempo de ejecución. Se proponen 3 hilos que trabajen en paralelo con el programa principal. El primero estará dedicado al control del movimiento del manipulador, de esta manera el algoritmo de control, no necesita que el robot llegue a una posición comandada para continuar con la ejecución del programa. El segundo estará dedicado a la adquisición y acondicionamiento constante de imágenes, localizando continuamente el centroide de las marcas visuales tanto del robot como del punto objetivo. El tercero estará dedicado a calcular la posición tridimensional de cada marca visual, por medio de la lectura constante del conjunto de encoders y por medio de la cinemática directa.

### **4.3 Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK y las mejoras de implementación realizadas**

A continuación se presentan los resultados experimentales de la comparación entre la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK y las mejoras de implementación realizadas a ésta. Ya que las mejoras impactan directamente en el tiempo de ciclo de control, el error promedio se espera que sea similar entre ambas metodologías, pero menor al reportado en el *capítulo 2*, por evaluar sólo puntos dentro del espacio muestreado.

Antes de realizar una tarea de posicionamiento a un punto objetivo, es necesaria la inicialización de los parámetros de visión a través del '*pre – plan*'. El '*pre – plan*' estará conformado, igual que en el *capítulo 2*, por 42 posiciones distribuidas a dos alturas diferentes. A 5 cm entre cada capa y cubriendo un espacio de trabajo prismático de 30 cm x 10 cm x 5 cm, con distribución uniforme y espaciamiento entre puntos cada 5 cm. Se evaluarán 11 tareas de posicionamiento, distribuidas uniformemente a una altura. Estos 11 puntos estarán dentro del espacio de trabajo muestreado. En cada tarea de posicionamiento se empleará sólo

una marca visual y durante la trayectoria de transición, se recalcularán los parámetros de visión en 10 ocasiones. En las **figuras 4.3** y **4.4** muestran una vista superior e isométrica respectivamente de la localización de los puntos del ‘pre – plan’, representados por asteriscos y las tareas de posicionamiento representados por puntos circulares.

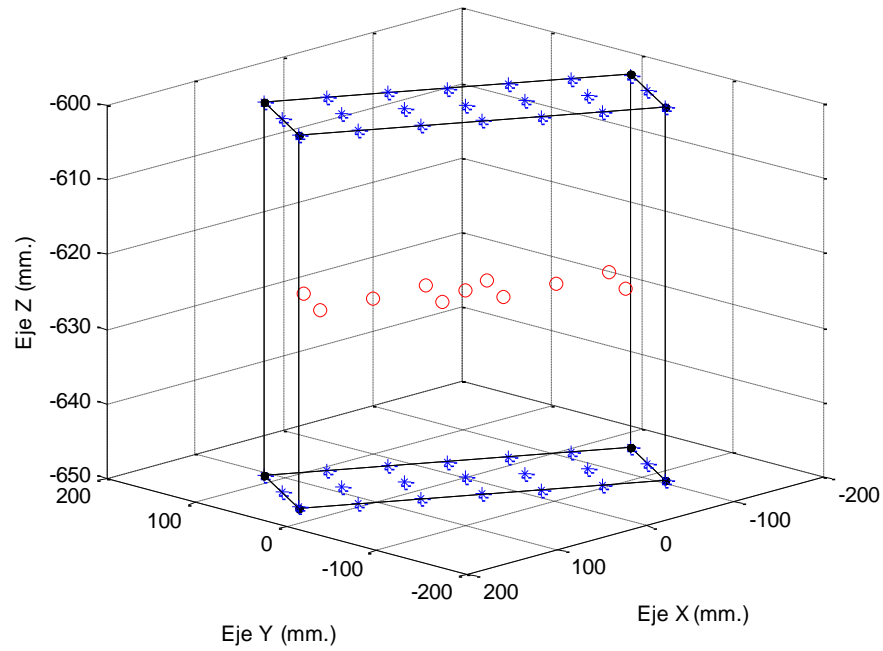


Figura 4.3: Vista isométrica de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma LCM – CSM + FK.

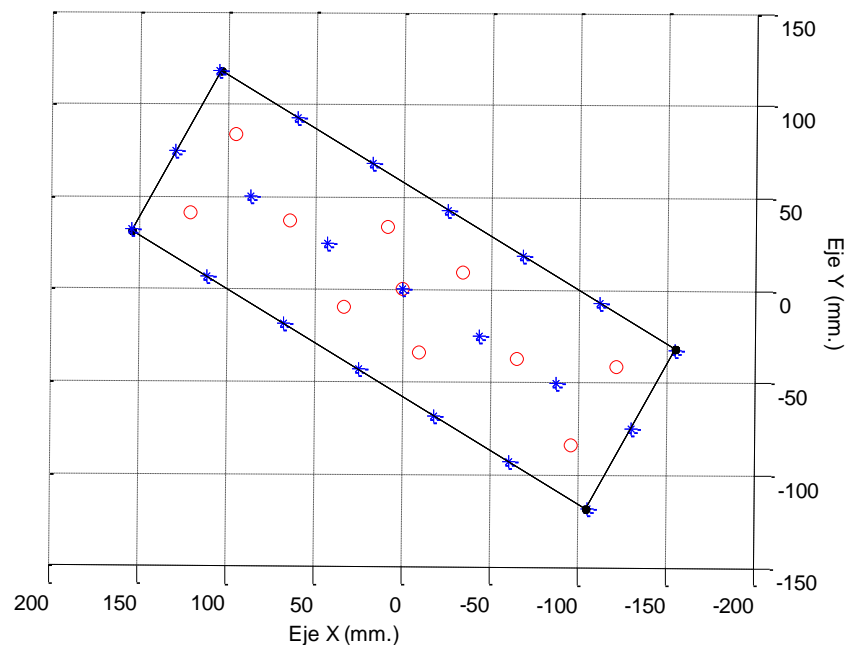


Figura 4.4: Vista superior de ‘pre – plan’ y puntos a evaluar bajo el paradigma LCM – CSM + FK.

	LCM - CSM + FK (1 marca visual)	LCM - CSM + FK con mejoras en la implementación (1 marca visual)
Precisión mm (norma)	1.84	1.87
desviación estándar ( $\sigma$ )	0.73	0.50
Error máximo mm	3.37	2.69
Error mínimo mm	0.47	1.13
Tiempo promedio en ms	179.24	57.31

*Tabla 4.1: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo entre la metodología LCM – CSM + FK y las mejoras de implementación.*

Como se observa en la **tabla 4.1**, la precisión promedio entre la metodología LCM – CSM + FK y las mejoras implementadas a ésta es similar, alrededor de 1.8 mm. Esta precisión es mayor a la reportada en el **capítulo 2**, ya que las tareas de posicionamiento se localizan dentro del espacio de trabajo muestreado por el *'pre – plan'*. Como se esperaba, estas las mejoras tienen un impacto en el tiempo de ciclo promedio del algoritmo de control, resultando en 60 ms., 3 veces menor que cuando no se incorporan, además no afectan la precisión global del sistema, ya que las fuentes del error como la iluminación permanecen invariantes durante la tarea. La variabilidad del error entre los resultados, se le atribuye al número limitado de experimentos realizados y a que el refinamiento de los parámetros de visión se realiza en ubicaciones diferentes del efector final del robot. Lo anterior debido a que en la programación multi – hilos, el refinamiento se realiza constantemente en cada ciclo de control, independientemente de la ubicación del robot (ver **apéndice C.1** para lista completa de resultados).

Como se menciona en capítulos anteriores, de acuerdo con Galván en [27], a mayor número de marcas visuales mayor información se tendrá del entorno por cada aproximación y por ende una mejor estimación de los parámetros de visión, impactando en la precisión. Más aún de acuerdo con Coronado *et al* en [1], el proceso de actualización de dichos parámetros actúa como un filtro absorbiendo el ruido presente en las imágenes y en la errónea localización del efector final del manipulador debido a imperfecciones mecánicas. Por lo anterior, se propone repetir la serie de experimentos con las siguientes características: 1) Aumentando a 4 el número de marcas visuales en el efector final del manipulador y 2) Aumentando el número



de aproximaciones en la trayectoria de transición a 10, 20 y 30 antes de completarse la tarea de posicionamiento.

	LCM - CSM + FK con las mejoras de implementación		
	4 marcas visuales a 10 aproximaciones	4 marcas visuales a 10 aproximaciones	4 marcas visuales a 10 aproximaciones
Precisión mm (norma)	1.78	1.62	1.48
desviación estándar ( $\sigma$ )	0.40	0.41	0.43
Error máximo mm	2.51	2.21	2.01
Error mínimo mm	1.05	0.90	0.63
Tiempo promedio en ms	57.12	56.67	57.31

Tabla 4.2: Error de posicionamiento y tiempo de ciclo de la metodología LCM – CSM + FK con las mejoras de implementación.

Como se observa en la **tabla 4.2**, el error de posicionamiento disminuye a medida que el número de marcas visuales y aproximaciones aumenta tendiendo a un comportamiento asintótico. La precisión mejora alrededor de 0.15mm cada incremento de 10 aproximaciones, oscilando su desviación estándar en 0.4 mm en cada una. El tiempo de ciclo permanece invariante alrededor de 60 ms., debido a que la etapa de adquisición y acondicionamiento de imágenes se realiza en un hilo en paralelo al programa principal y no afecta el tiempo global de ejecución (ver **apéndice C.2** para lista completa de resultados).

En este apartado se evaluaron las mejoras implementadas al algoritmo de control desarrollado LCM – CSM + FK en tareas de posicionamiento a objetivos estáticos. Se observó que la precisión se mantiene al incorporar estas mejoras de implementación, disminuyendo el tiempo de ciclo promedio del algoritmo de control 3 veces al anterior. También se observó que el error decrece asintóticamente conforme el número de marcas visuales y número de aproximaciones aumenta, lográndose una error promedio de posicionamiento de 1.48 mm con 30 aproximaciones y 4 marcas visuales.

En la siguiente sección se evaluará el algoritmo de control desarrollado con las mejoras de implementación, para la manipulación de objetos en movimiento desplazándose con trayectoria predefinida.

## **4.4 Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK para la manipulación de objetos en movimiento con trayectoria predefinida**

En este capítulo se evaluará experimentalmente el algoritmo de control desarrollado para la manipulación de objetos en movimiento desplazándose con trayectoria predefinida. La implementación de esta metodología tendrá las siguientes características descritas por las *figuras 4.5 y 4.6*, que representan la vista isométrica y superior del sistema respectivamente: El '*pre – plan*' representado en las figuras por asteriscos, estará conformado al igual que en el *capítulo 2*, por 42 posiciones distribuidas a dos alturas diferentes. Estos puntos estarán colocados a 5 cm entre cada capa y cubriendo un espacio de trabajo prismático de 30 cm x 10 cm x 5 cm con distribución uniforme y espaciamiento entre puntos cada 5 cm. La posición inicial del manipulador representada por un punto circular, estará en las coordenadas X= -130 mm, Y= 75 mm y Z= -500 mm bajo el marco de referencia del robot. El prisma rectangular en las figuras representa el espacio de trabajo accesible por la plataforma. El plano delimitado por líneas discontinuas representa el área donde el punto objetivo se puede trasladar.

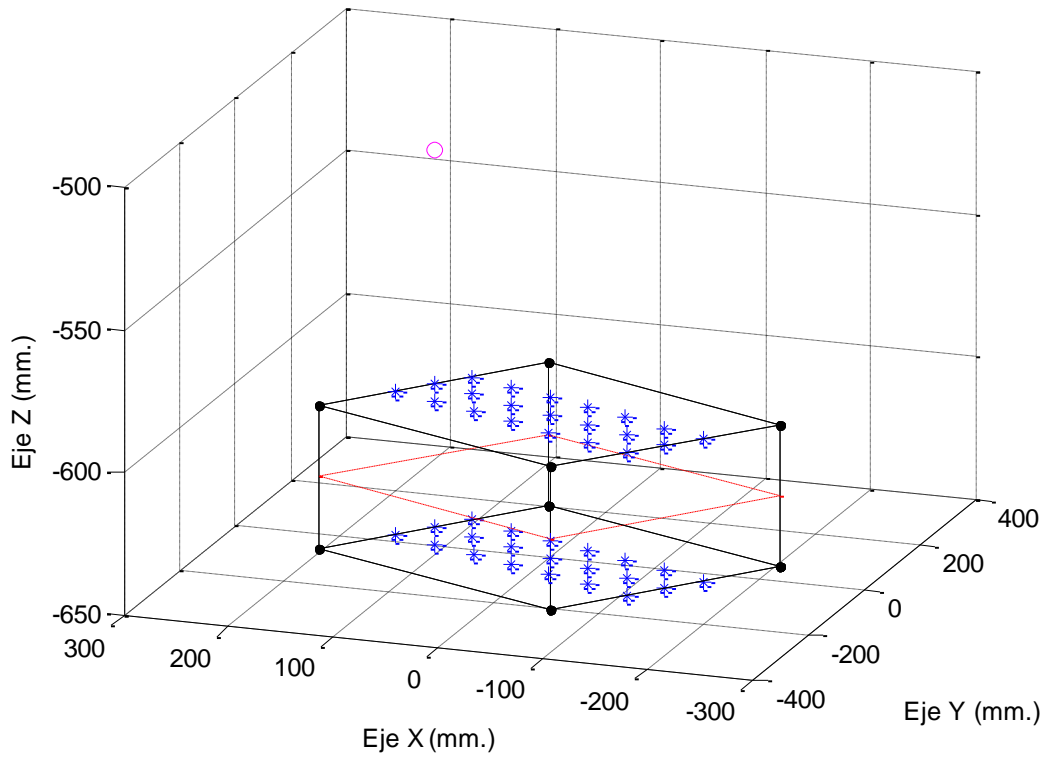


Figura 4.5: Vista isométrica del espacio de trabajo accesible por el manipulador, puntos de pre – plan, plano de trabajo y posición de inicio.

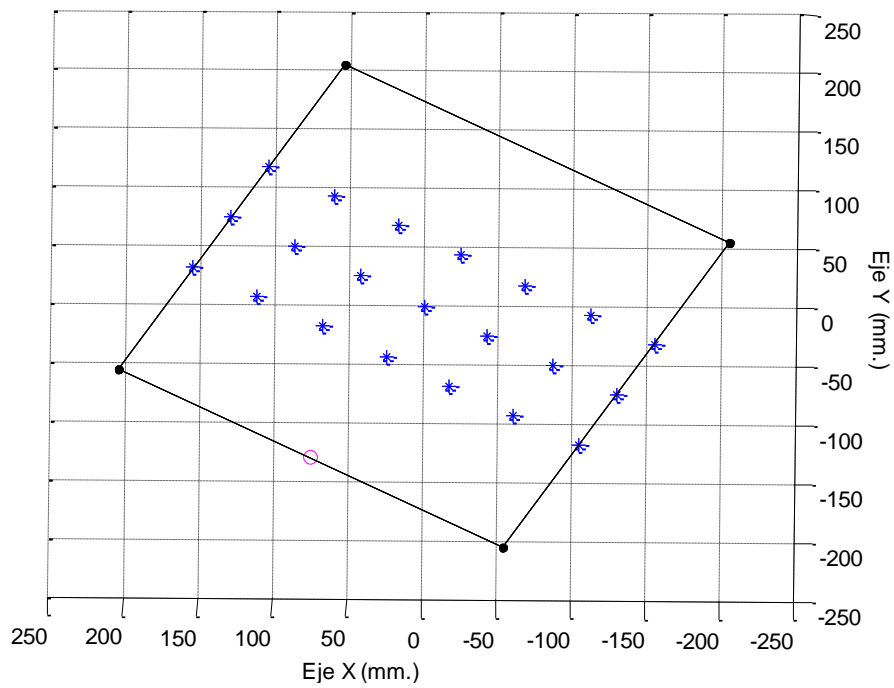


Figura 4.6: Vista superior del espacio de trabajo accesible por el manipulador, puntos de pre – plan y posición de inicio.

Los experimentos estarán divididos en 3 series correspondientes a 3 diferentes velocidades, una máxima a 12 cm/s, una intermedia a 9.5 cm/s y una mínima a 7 cm/s. Empleando 1 y 4 marcas visuales y con una trayectoria de transición compuesta por 5, 10 y 15 aproximaciones antes de terminar la tarea de posicionamiento. Lo anterior se repetirá 3 veces, ubicando el punto objetivo en el centro de la banda transportadora y a 5 cm en cada lado.

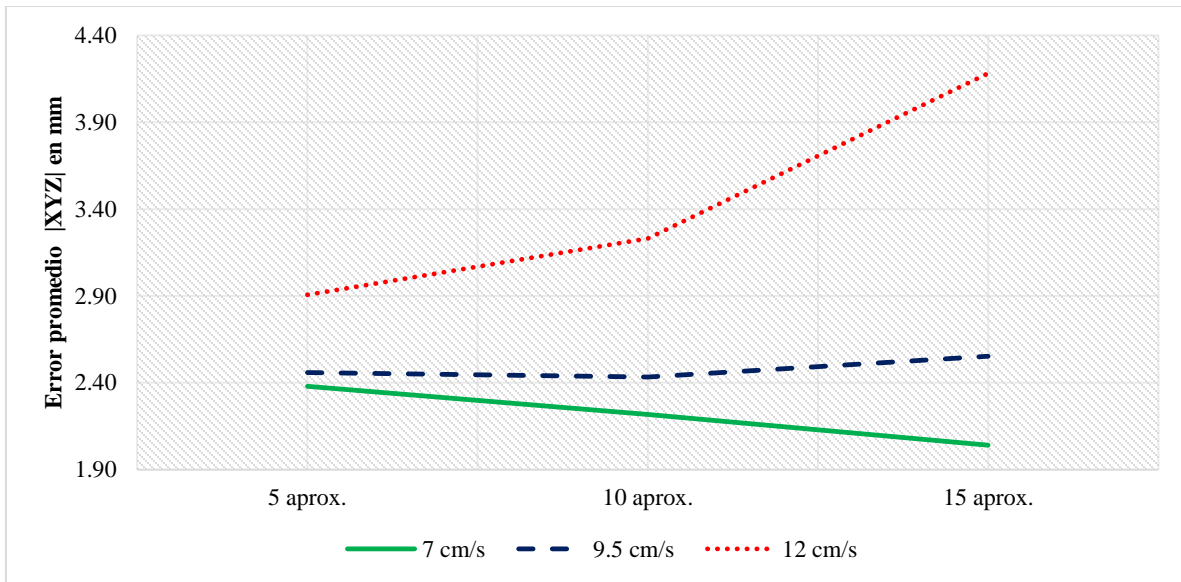


Figura 4.7: Comportamiento del error para objetivos a diferentes velocidades empleando 1 marca visual.

	Velocidades	7 cm/s	9.5 cm/s	12 cm/s
Error mm.	5 aprox.	2.38	2.46	2.91
	10 aprox.	2.22	2.43	3.23
	15 aprox.	2.04	2.55	4.18

Tabla 4.3: Error promedio de posicionamiento para objetivos a diferentes velocidades empleando 1 marca visual.

	Velocidades	7 cm/s	9.5 cm/s	12 cm/s
Tiempo promedio de ejecución seg.	5 aprox.	1.111	1.190	1.288
	10 aprox.	1.576	1.677	1.801
	15 aprox.	1.823	1.939	2.129

Tabla 4.4: Tiempo promedio de posicionamiento para objetivos desplazándose a diferentes velocidades empleando 1 marca visual.

En la **figura 4.7** y **tabla 4.3**, se muestran los resultados experimentales de la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK, para objetivos desplazándose a diferentes velocidades y empleando sólo una marca visual. A una velocidad de 7 cm/s, el error empieza a decaer asintóticamente conforme el número de aproximaciones aumenta durante la trayectoria de transición. Lográndose un error promedio de 2.04 mm con 15 aproximaciones. Este error es similar al reportado en el **capítulo 2**, para objetivos estáticos con puntos evaluados fuera del espacio de trabajo muestreado. Por otro lado, para las velocidades de 9.5 y 12 cm/s, el error promedio de posicionamiento comienza a aumentar conforme el número de aproximaciones en la trayectoria de transición aumenta, contrario a lo que se esperaba. Lográndose sólo una precisión de 2.46 mm a una velocidad de 9.5 cm/s con 5 aproximaciones y 2.91 mm a una velocidad de 12 cm/s también con 5 aproximaciones (ver **apéndice D.1** para lista completa de resultados).

En la **tabla 4.4**, se muestra el tiempo promedio que le toma al algoritmo de control completar una tarea de posicionamiento a diferentes velocidades. Este tiempo va incrementándose, como era de esperarse, conforme la velocidad del punto objetivo va aumentando. A una velocidad de 7 cm/s, el tiempo de control oscila entre 1.1 y 1.8 segundos, mejorándose la precisión en la tarea en 0.34 mm. Sin embargo para las velocidades de 9.5 y 12 cm/s, la precisión en la tarea empeora no importando el número de refinamientos que se realicen en los parámetros de visión, alargando sólo el tiempo para completarse la tarea.

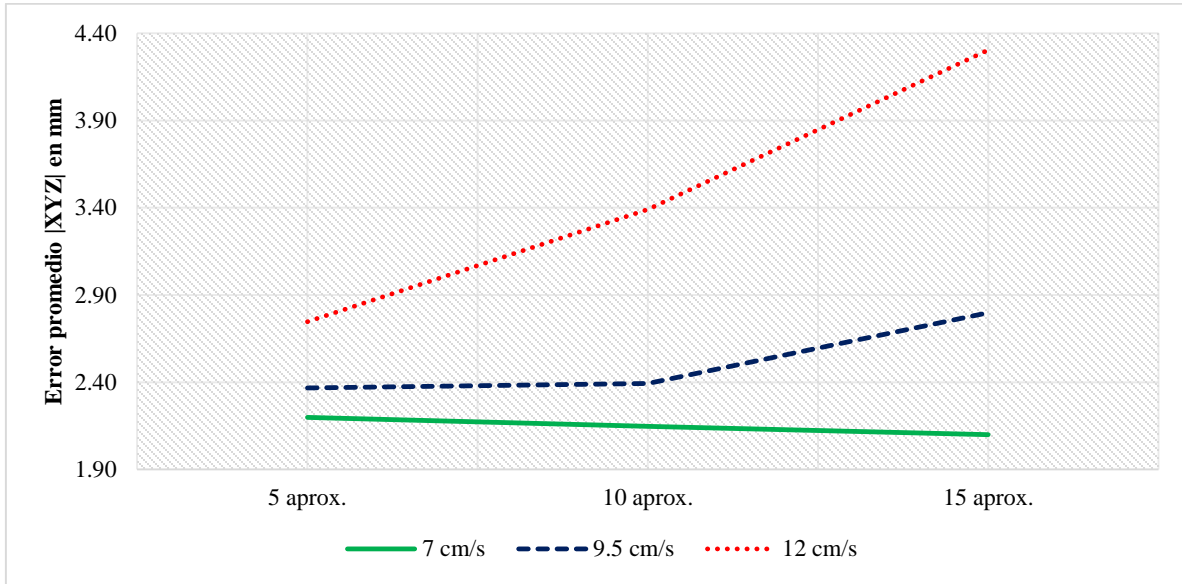


Figura 4.8: Comportamiento del error para objetivos a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales.

	Velocidades	7 cm/s	9.5 cm/s	12 cm/s
Error mm.	5 aprox.	2.20	2.37	2.75
	10 aprox.	2.15	2.39	3.39
	15 aprox.	2.10	2.80	4.30

Tabla 4.5: Error promedio de posicionamiento para objetivos a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales.

	Velocidades	7 cm/s	9.5 cm/s	12 cm/s
Tiempo promedio de ejecución seg.	5 aprox.	1.105	1.131	1.360
	10 aprox.	1.598	1.680	1.813
	15 aprox.	1.818	1.913	2.166

Tabla 4.6: Tiempo promedio de posicionamiento para objetivos desplazándose a diferentes velocidades empleando 4 marcas visuales.

En la **figura 4.8** y **tabla 4.5**, se muestran los resultados experimentales de la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK para objetivos desplazándose a diferentes velocidades y empleando 4 una marcas visuales. Estos resultados son similares a los descritos empleando sólo 1 marca visual. Nuevamente a una velocidad de 7 cm/s, el error empieza a decaer asintóticamente conforme el número de aproximaciones aumenta durante la trayectoria de transición. Lográndose un error promedio de 2.1 mm con 15 aproximaciones.

Sin embargo la precisión en la tarea comienza a decaer contrario a lo que se esperaba, conforme el número de aproximaciones aumenta, para las velocidades de 9.5 y 12 cm/s. Lográndose sólo una precisión de 2.37 mm a una velocidad de 9.5 cm/s con 5 aproximaciones y 2.75 mm a una velocidad de 12 cm/s también con 5 aproximaciones (ver *apéndice D.2* para lista completa de resultados).

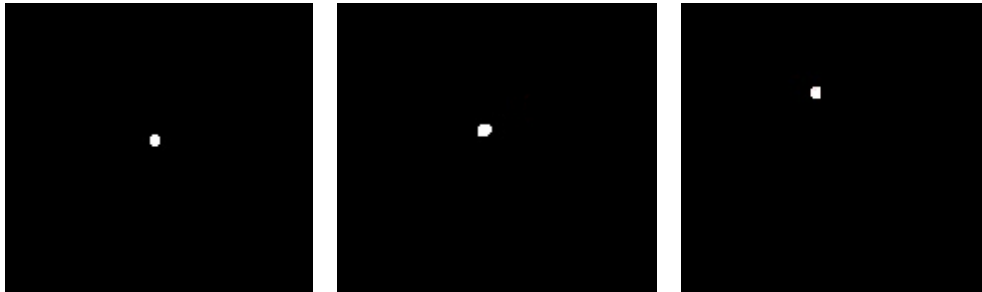
En la *tabla 4.6*, nuevamente se muestra el tiempo promedio que le toma al algoritmo de control completar una tarea de posicionamiento para las diferentes velocidades evaluadas, pero esta vez empleando 4 marcas visuales. Como se observa, este tiempo permanece prácticamente invariante, no importando si se usan 1 o 4 marcas visuales. Lo anterior se debe, a que la etapa de adquisición y acondicionamiento de imágenes, encargada de calcular el centroide de las marcas visuales, se realiza en un hilo en paralelo al programa principal, por lo que no se afecta el tiempo global de ejecución. A una velocidad de 7 cm/s el tiempo de control oscila nuevamente entre 1.1 y 1.8 segundos, mejorándose la precisión en la tarea en 0.10 mm. Lo anterior no ocurre para las velocidades de 9.5 y 12 cm/s, en donde la precisión en la tarea nuevamente empeora no importando el número de refinamientos que se realicen en los parámetros de visión, alargando sólo el tiempo para completarse la tarea.

Como se observó en esta serie de experimentos, para velocidades mayores a 9.5 cm/s, el error de posicionamiento va aumentando no importando el número de refinamientos que se realicen en los parámetros de visión. Este comportamiento se le atribuye a 3 razones principales:

1. Por un mal cálculo del centroide.- Como ya se mencionó, el proceso de adquisición y acondicionamiento de imágenes trabaja en un hilo en paralelo al programa principal. En este esquema, el sistema de visión adquiere en una sola imagen el centroide de la marca visual del manipulador o del punto objetivo por medio de contraste. Este proceso se realiza en un ciclo infinito, el cual finaliza sólo cuando la tarea de posicionamiento es terminada. Conforme el robot se va alejando del sistema de visión, las imágenes adquiridas no reflejan la geometría propia de la marca visual. Generando una distorsión en su detección, *figura 4.9* y calculándose de manera errónea el centroide. Con base en una serie de experimentos realizados a una distancia de 1.3 m del sistema de visión con respecto al conjunto de marcas visuales, reflejan que 1 pixel representa 1.04 mm ( $\cong 1$  mm), ocasionando que la mala ubicación del

centroide, refleje un error acumulativo de este orden en cada aproximación. Estableciéndose así una correspondencia errónea, entre lo observado en el plano de la imagen y su posición tridimensional, calculándose incorrectamente los parámetros de visión y afectando la precisión del sistema.

2. Por un mal recálculo en los parámetros de visión.- Si el punto objetivo se desplaza a una velocidad mayor que el robot, éste comienza a quedar rezagado, iniciando el proceso de refinamiento de los parámetros de visión, en una región donde el punto objetivo no se encuentra más. Calculándose así una serie de parámetros válidos en una región errónea a donde realmente finaliza la tarea.
3. Por una mala extrapolación.- Nuevamente si el punto objetivo se desplaza a una velocidad mayor que el robot, una etapa de extrapolación es necesaria. Aunque en el algoritmo de control el FK estime una posición futura, si el manipulador no puede llegar a ella antes que el punto objetivo, será necesario extrapolar su posición  $n$  veces más para finalizar la tarea. Si se tiene una mala estimación de los parámetros de visión, la posición extrapolada no coincidirá con la posición futura real del punto objetivo.



*Figura 4.9: Detección correcta (izquierda), irregular (centro) e incompleta (derecha) del centroide.*

Estas posibles razones justifican que el error de posicionamiento aumente, a pesar del refinamiento continuo de los parámetros de visión durante la tarea. Una posible solución sería tener al proceso en un ambiente de iluminación controlado y/o contar con un robot paralelo con mejores prestaciones tanto en velocidad como en aceleración.

En esta sección se evaluó experimentalmente la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK para manipular objetos desplazándose a diferentes velocidades con trayectoria predefinida. Esta metodología es capaz de completar una tarea de posicionamiento en 1.2



seg. a una velocidad máxima del punto objetivo de 12 cm/s, recalculándose los parámetros de visión en 5 ocasiones y con un error promedio de posicionamiento de 2.75 mm. Esta precisión puede aumentar al disminuir la velocidad del punto objetivo y al aumentar el número de aproximaciones antes de completarse la tarea. En la siguiente sección se evaluará esta metodología para objetivos desplazándose aleatoriamente.

## **4.5 Resultados experimentales de la metodología LCM – CSM + FK para la manipulación de objetos en movimiento sin trayectoria predefinida**

En esta sección se evaluará experimentalmente la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK para la manipulación de objetos desplazándose aleatoriamente, es decir sin una trayectoria predefinida. Como ya se mencionó en el *capítulo 3*, la incorporación del FK al sistema de control le permite predecir el comportamiento del sistema en espacio de cámara. El vector de estado está regido por la ecuación de movimiento rectilíneo uniforme con aceleración constante, *ecuación (3.9)*, por lo que el FK siempre predecirá trayectorias rectilíneas en cada ciclo de control. Si la dirección, velocidad e inclusive aceleración del punto objetivo llega a cambiar durante un ciclo de control, el FK en la etapa de predicción – corrección logrará adaptarse a ese cambio. La aceleración no se predice por el FK pero en la última etapa del algoritmo se realiza un ajuste de ésta. Mientras más pequeño sea el tiempo de ciclo, el algoritmo de control se adaptará de mejor manera ante los cambios descritos. Se propone realizar una serie de experimentos para evaluar la adaptabilidad del sistema de control desarrollado en tareas donde la trayectoria no está predefinida. Estos experimentos emplearán las mismas condiciones que las descritas en la sección anterior, pero con la posición inicial del efector final en el centro de la plataforma en  $X=0$ ,  $Y=0$ , y  $Z=-550$  mm (referidos en el marco de referencia del manipulador).

El movimiento del punto objetivo se realizará de manera manual a velocidad variable, 3 diferentes trayectorias serán propuestas, las *figuras 4.10 – 4.12* describen de manera

indicativa el movimiento que el punto objetivo seguirá idealmente. En cada figura los asteriscos representan los puntos del '*pre – plan*', las líneas discontinuas sobre el plano representan la trayectoria propuesta, el prisma rectangular representa el espacio de trabajo accesible por la plataforma y el punto circular representa la posición de inicio del efector final.

Las trayectorias estarán comprendidas dentro del espacio de trabajo muestreado por el '*pre – plan*', con la finalidad que los parámetros de visión sean válidos al inicio de la tarea. Cada tarea evaluada durará 150 ciclos de control, en cada ciclo los parámetros de visión serán recalculados tomando en cuenta la nueva observación (muestra local) y no se incluirá la etapa de extrapolación. Cada trayectoria propuesta se repetirá en 5 ocasiones. Los resultados de la precisión promedio de cada trayectoria evaluada se muestran a continuación (ver ***apéndice E.1*** para lista completa de resultados).

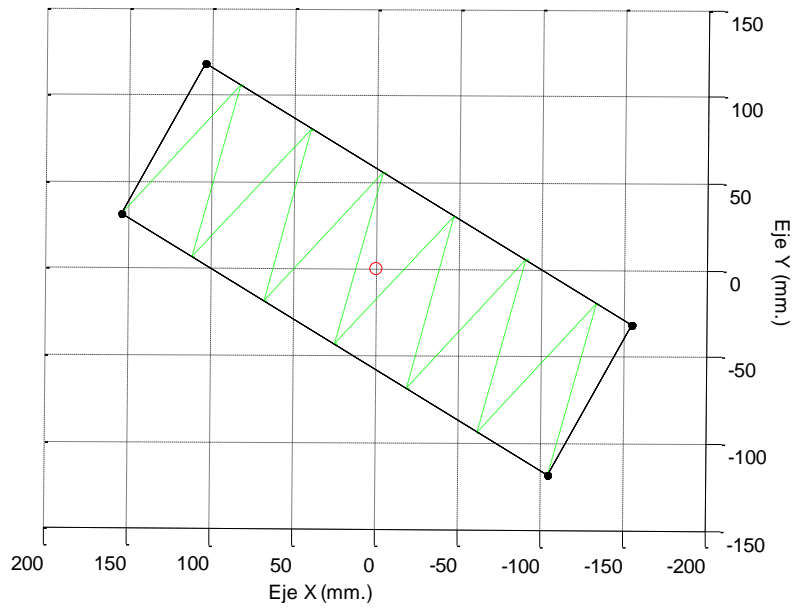
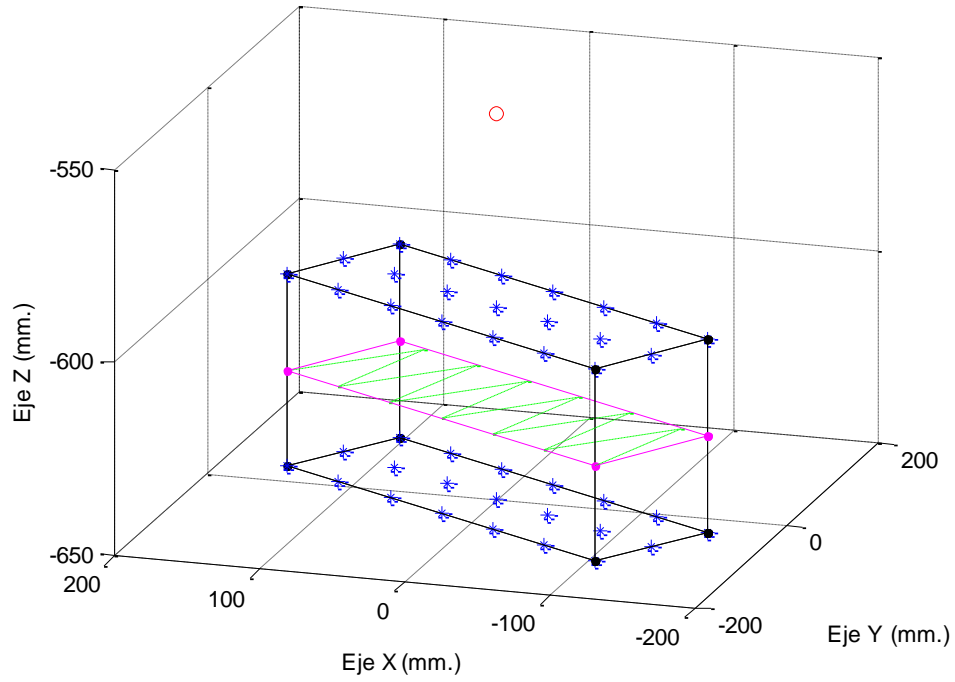


Figura 4.10: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #1 diente de sierra.

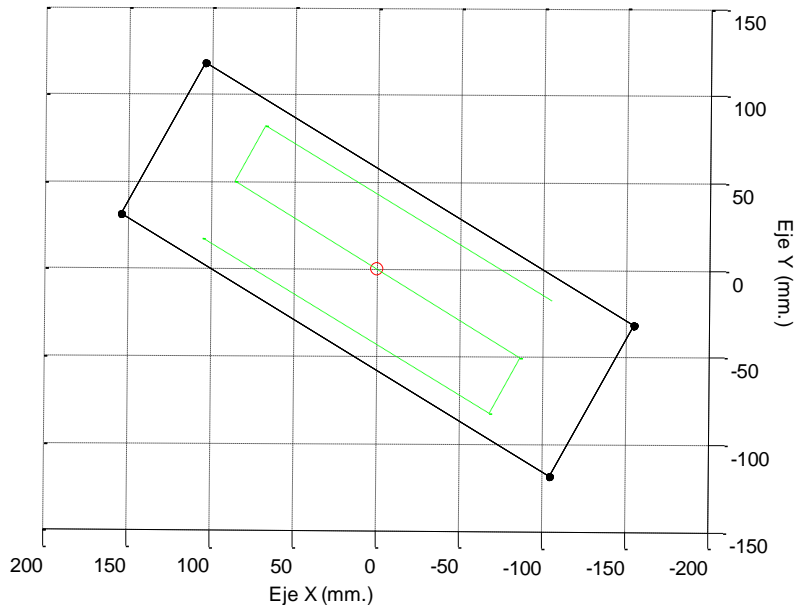
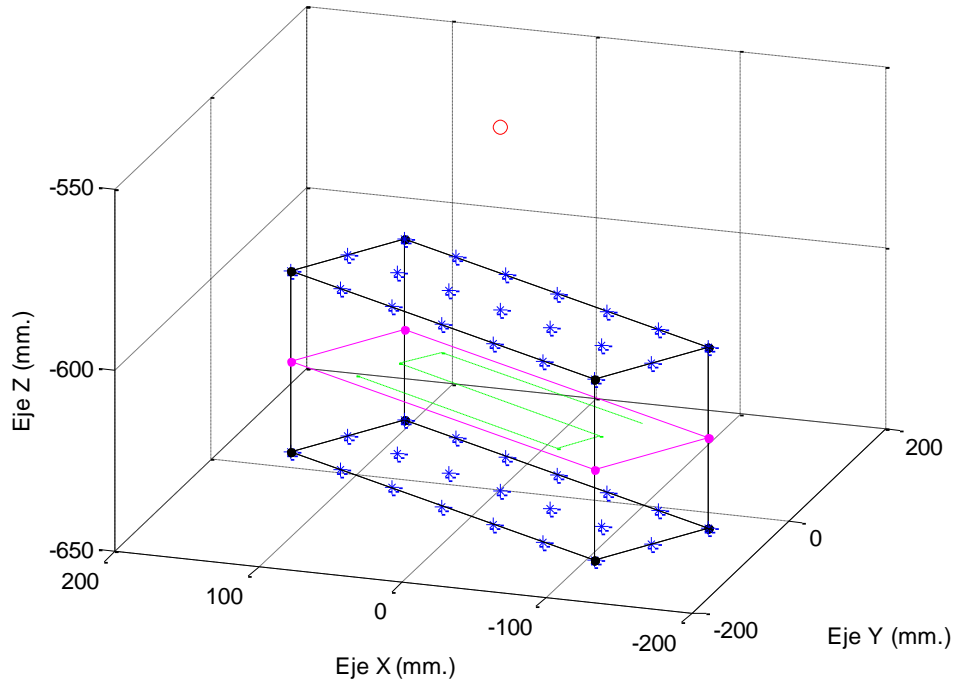


Figura 4.11: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #2 zig – zag.

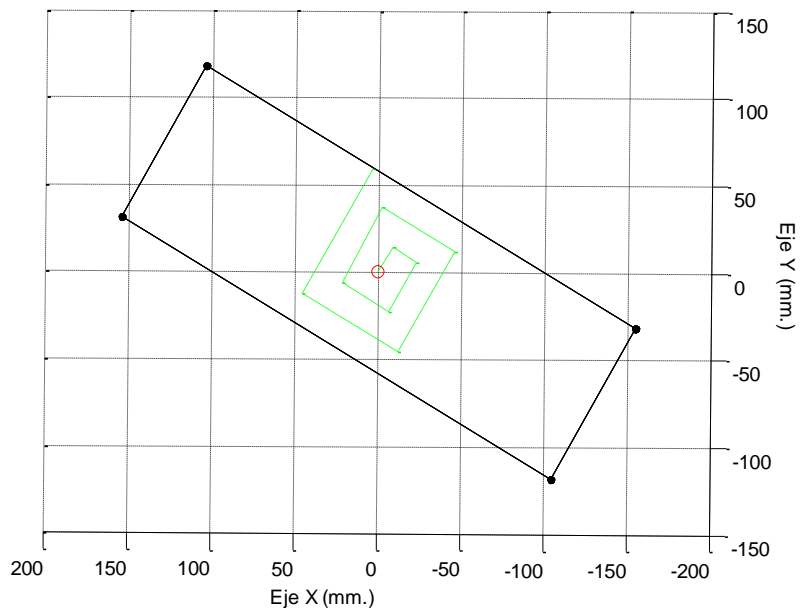
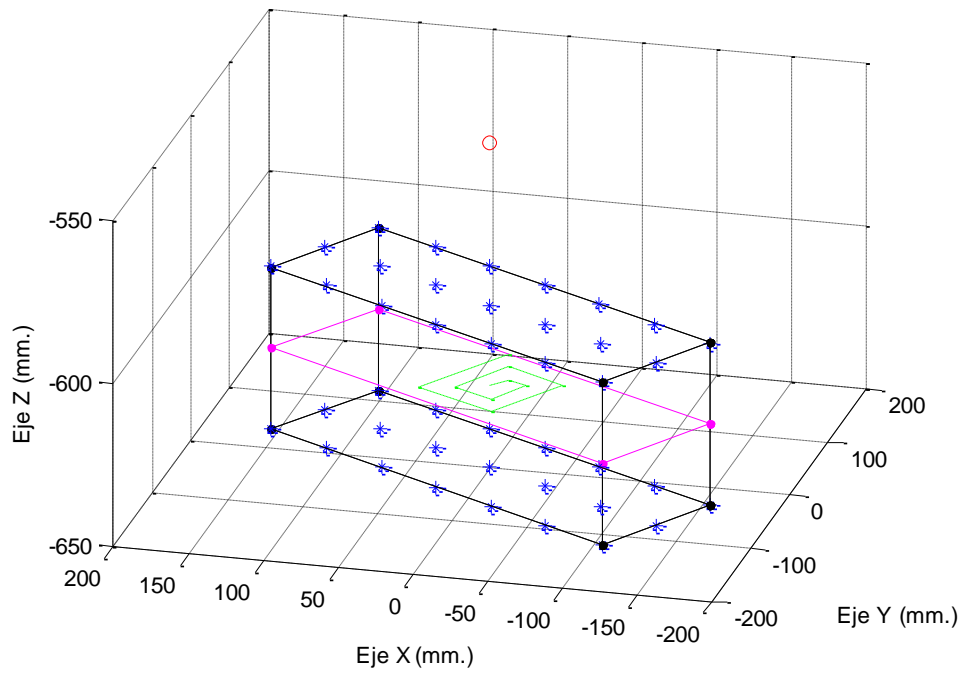


Figura 4.12: Vistas isométrica y superior de la trayectoria #3 espiral creciente.

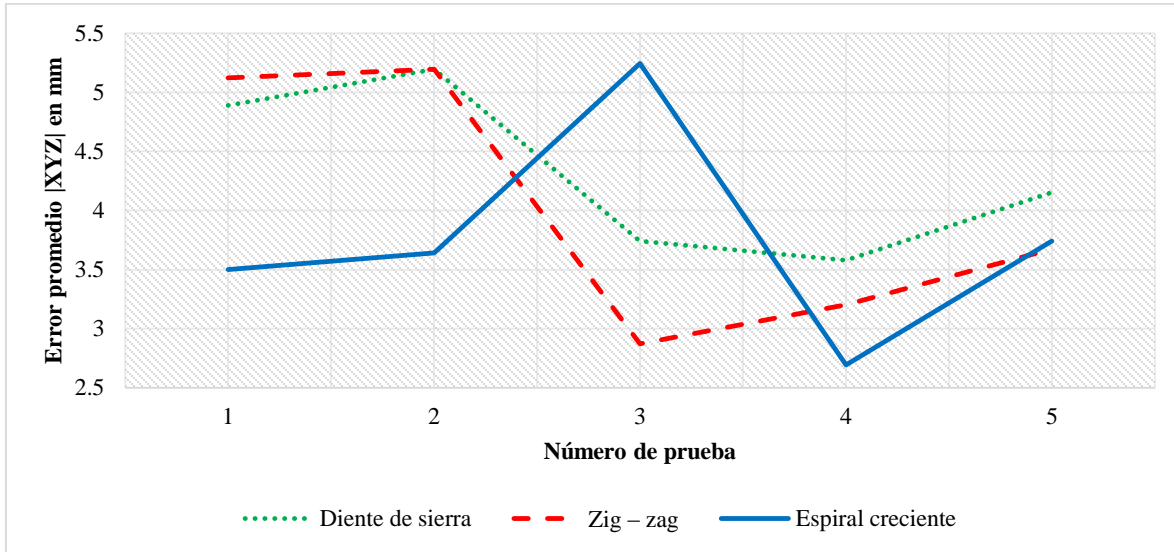


Figura 4.13: Error de posicionamiento para objetivos con trayectorias no predefinidas.

Trayectoria	XYZ  Promedio en mm.	Tiempo promedio en seg.
<i>Diente de sierra</i>	4.31	11.98
<i>Zig-zag</i>	4.01	12.00
<i>Espiral creciente</i>	3.76	11.26

Tabla 4.7: Error de posicionamiento para objetivos con trayectorias no predefinidas.

Como se observa en la **figura 4.13** y **tabla 4.7**, la precisión de cada tarea depende de la trayectoria que siga el punto objetivo. Si el cambio en la dirección es repetitivo como el descrito por la **figura 4.10**, el FK adaptará este cambio de manera paulatina. Lo anterior lo realizará corrigiendo la predicción en base a la nueva información discreta que se obtenga del sistema de visión y modificando el valor de la ganancia de Kalman. Además la velocidad del punto objetivo y el cambio en la dirección, afectan la detección del centroide de las marcas visuales, tanto del objetivo como del manipulador, llegando a afectar el recálculo de los parámetros de visión y así la precisión. Para este conjunto de experimentos se logró una precisión de 4.31 mm a velocidad variable. El tiempo total de la tarea es independiente de la trayectoria, depende sólo del número total de ciclos asignado. Para 150 ciclos el tiempo promedio es de 12 seg.

La interfaz gráfica de la metodología de control desarrollada almacena al finalizar cada tarea de posicionamiento información relevante de cada experimento. Esta información es almacenada en un conjunto de archivos de texto como, el tiempo de ciclo, la nube de puntos

del *'pre – plan'*, la posición del conjunto de marcas visuales en espacio de cámara y tridimensional y la posición y velocidad a priori y a posteriori del vector de estado concernientes al FK (ver **apéndice F.1** para más detalles). Lo anterior le permite al usuario, graficar fuera de línea esta información, para dar seguimiento al comportamiento del fenómeno observado durante la tarea. Lo que permite verificar, especialmente para objetivos en movimiento, anomalías durante su ejecución, como cambios de velocidad abruptos, oclusión del objetivo por el robot, ruido en las imágenes (reflejos de luz), ejecución errónea del *'pre – plan'*, etc.

## 4.6 Discusión de resultados

En este capítulo se evaluó experimentalmente la metodología de control desarrollada, basada en LCM – CSM para manipular objetos en movimiento denominada LCM – CSM + FK. A continuación se describe un sistema de control para este tipo de robots de tipo comercial, para realizar una comparativa entre ambas metodologías y establecer en qué etapa de desarrollo se encuentra la metodología de control realizada en este trabajo.

Como se mencionó en el **capítulo 1**, las operaciones de tipo industrial están sujetas a cambios constantes en su ambiente de trabajo, ya sea por un cambio de producto o especificación por parte del cliente, por limitaciones de equipo y/o de espacio, entre otros. Por lo que una metodología de control para robots capaz de adaptarse a estos cambios resulta de interés.

En particular la aplicación más común para los robots paralelos tipo delta, como el empleado en este trabajo, son operaciones *'pick & place'* caracterizadas por su alta velocidad de operación. A conocimiento del autor, la unidad *'Pick Master'* de ABB [3] es la que cuenta actualmente con las mejores prestaciones en el mercado. Este sistema está compuesto por tecnología Congex para el sistema de visión, capaz de reconocer objetos con forma irregular. La tasa de adquisición, transferencia y reconocimiento de la imagen por el sistema de visión es de 50 – 250 ms vía Ethernet [3]. El robot paralelo tipo delta empleado corresponde a la serie IRB 140/340 de ABB. En conjunto todo el sistema es capaz de realizar una operación *'pick & place'* cada 0.4 seg, es decir 150 piezas por minuto, con un error promedio de posicionamiento de 1.1 mm [3]. Lo anterior sin considerar el tiempo de accionamiento del efector final (gripper, ventosa, etc.). Esta capacidad operativa está limitada a tareas con

desplazamiento lineal de 35 cm entre la etapa de agarre y el posicionamiento de la pieza, con una carga de 100 gr y con objetos desplazándose a 10 cm/s [3]. El sistema realiza su operación partiendo del sistema de visión, que identifica el objeto de interés antes de que llegue al espacio de trabajo diestro del robot. Posteriormente el sistema de visión retroalimenta al controlador con la posición y orientación objeto y en base a la velocidad de la banda transportadora se calcula su tiempo de llegada a un punto de agarre especificado.

En lo que respecta a la metodología de CSM, sólo puede manipular por sí sola objetivos fijos, limitándose así su empleo en tareas más complejas. Por otra parte, la metodología de control desarrollada LCM – CSM + FK, es capaz de dar seguimiento y manipulación a objetivos desplazándose con trayectoria predefinida y aleatoria. Si bien la capacidad piezas por minuto en el sistema '*Pick Master*' es mayor, está limitada a trayectorias rectilíneas con velocidad constante, por lo que una calibración del sistema de transporte es necesaria. Además la información del punto objetivo sólo se realiza una vez y no durante todo el trayecto, como la metodología LCM – CSM + FK. Lo anterior tiene un impacto si la pieza objetivo cambia su posición y/u orientación debido a vibraciones en la banda transportadora, lo que ocasiona que el error promedio de posicionamiento aumente. La metodología LCM – CSM + FK gracias a la retroalimentación constante del sistema de visión, es capaz de corregir la estimación de la posición y velocidad del punto objetivo en cada ciclo control. Lo anterior le da la posibilidad no sólo de adaptarse a movimientos aleatorios, sino también a cambios en la velocidad y vibraciones de la banda transportadora. Lo anterior lo posiciona como una metodología de control robusta ante ambientes de trabajo cambiantes, no necesitando calibrarse ningún parámetro. La metodología LCM – CSM + FK es capaz de completar una tarea de posicionamiento en 1.2 seg a una velocidad máxima del punto objetivo de 12 cm/s, siguiendo una trayectoria predefinida y con un error promedio de posicionamiento de 2.75 mm. Este error de posicionamiento puede disminuir si se sustituye a la plataforma actual de tipo académico por un robot con mejores prestaciones en velocidad y aceleración. De esta manera el robot no quedará rezagado durante la tarea, ubicándose la geometría de la marca visual de forma correcta, recalculado los parámetros de visión en un área cercana a la tarea y eliminándose la etapa de extrapolación. Además el tiempo de ciclo promedio de 60 ms puede reducirse si la transferencia del sistema de visión se realiza vía Ethernet y no por cable USB. Al reducirse el tiempo de ciclo, el sistema será capaz de manipular objetos a velocidades



mayores por realizar una mejor estimación de su movimiento. El control para objetivos desplazándose aleatoriamente, se encuentra actualmente en una etapa temprana de desarrollo con una precisión de 4.31 mm. Como trabajo a futuro está el sustituir la ecuación que rige al vector de estado, por una ecuación cuadrática o por medio de splines para la descripción de un movimiento aleatorio.

# Conclusiones

El desarrollo de un sistema de control para robots paralelos presenta actualmente grandes desafíos, por una serie de problemas abiertos inherentes a su diseño. Una investigación de este tipo debe de comenzar comprendiendo el funcionamiento y complejidad de una de las estructuras más simples como el robot delta. Este tipo de robot es empleado mayormente para aplicaciones '*pick & place*'. Este tipo de operaciones en un ambiente industrial está sujeta a cambios constantes en su ambiente de trabajo, ya sea por un cambio de producto, especificación por parte del cliente, por limitaciones de equipo y/o de espacio trabajo, además del desplazamiento del punto objetivo. Por lo que una metodología capaz de controlar este tipo de robots bajo las circunstancias descritas resulta de interés.

En este trabajo se planteó el desarrollo de un nuevo sistema de control, variante de CSM, capaz de dar seguimiento y manipulación a objetivos móviles, aplicado a un robot paralelo tipo delta.

Para evaluar la precisión de la metodología de CSM no lineal y su variante lineal, se realizaron una serie de experimentos a objetivos estáticos. La metodología no lineal nunca había sido aplicada a robots paralelos. Lográndose un error promedio de 2.07 mm y con un tiempo de ciclo alrededor de 1 seg. Por otra parte la variante lineal reportó un error promedio de 1.99 mm, muy similar a la metodología no lineal, pero con un tiempo de ciclo 5 veces menor alrededor de 180 ms. El tiempo de ciclo de control juega un papel importante, ya sea para acelerar la tarea o en aplicaciones con ambientes de trabajo cambiantes como los descritos. Por tal razón, se empleó como base la metodología lineal LCM – CSM para el desarrollo de una nueva variante en la que sea posible manipular objetivos móviles.

La nueva variante de control desarrollada LCM – CSM + FK, es capaz de manipular objetos estáticos y móviles. En general, si una tarea de posicionamiento se localiza dentro del espacio de trabajo muestreado por el '*pre – plan*', y el número de marcas visuales y aproximaciones en la trayectoria de transición aumenta, el error de posicionamiento disminuye considerablemente. En esta plataforma, empleando la metodología de control desarrollada con 4 marcas visuales y con 30 aproximaciones en la trayectoria de transición, logró un error de posicionamiento de 1.48 mm con un tiempo de ciclo de 57 ms. Esta metodología en su evaluación experimental para objetivos móviles, logró manipular objetivos desplazándose a

una velocidad máxima de 12 cm/s con un error de posicionamiento de 2.75 mm y para objetivos con trayectoria aleatoria de 4.31 mm. Este error de posicionamiento puede disminuir si se sustituye a la plataforma actual de tipo académico por un robot con mejores prestaciones en velocidad y aceleración. De esta manera el robot no quedará rezagado durante la tarea, ubicándose la geometría de la marca visual de forma correcta, recalculado los parámetros de visión en un área cercana a la tarea y eliminándose la etapa de extrapolación. Además el tiempo de ciclo promedio de 60 ms puede reducirse si la transferencia del sistema de visión se realiza vía Ethernet y no por cable USB.

Si se compara esta metodología de control con el sistema comercial '*Pick Master*', el cual es capaz de manipular 150 piezas por minuto el sistema desarrollado parecería ineficiente. Sin embargo el sistema '*Pick Master*' está limitado a trayectorias rectilíneas y depende de la calibración del sistema de transporte a una velocidad constante y no es capaz de ofrecer una retroalimentación constante del punto objetivo. Por otro lado la metodología LCM – CSM + FK gracias a la retroalimentación del sistema de visión, es capaz de corregir la estimación de la posición y velocidad del punto objetivo en cada ciclo control. Lo anterior le da la posibilidad no sólo de adaptarse a movimientos aleatorios, sino también a cambios en la velocidad de la banda transportadora y a vibraciones mecánicas. Lo anterior lo posiciona como una metodología de control robusta ante ambientes de trabajo cambiantes, no necesitando calibrarse ningún parámetro.

Como trabajo a futuro está el sustituir la ecuación que rige al vector de estado en el FK, por una ecuación cuadrática o por medio de splines para una mejor descripción de un movimiento aleatorio. Además el tiempo de ciclo de control aún puede reducirse para incrementar la capacidad de manipulación de objetos con velocidades mayores a 12 cm/s. Esta velocidad de control también está en función de la plataforma paralela, de tal manera que si se cuenta con mejores prestaciones en velocidad y aceleración el error promedio de posicionamiento disminuirá y la capacidad de controlar objetivos a velocidades mayores aumentará.

## Contribuciones

Las contribuciones principales generadas de este trabajo son:

- Implementación de la metodología no lineal de Manipulación en Espacio de Cámara (CSM) a la plataforma PARALLIX LKF – 2040, la cual no había sido implementada con anterioridad en plataformas paralelas.
- Desarrollo de una nueva variante del sistema de control Manipulación en Espacio de Cámara a través de un Modelo de Cámara Lineal (LCM – CSM) para la manipulación de objetivos en movimiento, por medio del Filtro de Kalman (LCM – CSM + FK).
- Reducción del tiempo de ciclo del algoritmo de control vía multi – hilos.
- Implementación y validación experimental del nuevo sistema de control LCM – CSM + FK a la plataforma PARALLIX LKF – 2040.

Las contribuciones anteriores dieron lugar a la publicación del trabajo: ‘Control por visión de un robot paralelo tipo delta usando una variante de LCM – CSM para la manipulación de objetos en movimiento. Guillermo López, Mauro Maya, Antonio Cárdenas, Alejandra Sánchez, César F. Méndez. XVIII Congreso Mexicano de Robótica. Mazatlán, Sinaloa, México, Noviembre 2016.

# Apéndices

## A.1 Posiciones del ‘pre – plan’ para CSM

A continuación se muestra la nube de puntos empleada para realizar el ‘pre – plan’ para la metodología clásica de CSM no lineal.

X	Y	Z
0	0	-550
25	43	-550
48	13	-550
43	-25	-550
13	48	-550
-24	-43	-550
-48	-13	-550
-43	25	-550
-13	48	-550
50	87	-550
145	39	-550
-39	145	-550
-50	-87	-550
39	-145	-550
-145	-39	-550

X	Y	Z
0	0	-650
25	43	-650
48	13	-650
43	-25	-650
13	48	-650
-24	-43	-650
-48	-13	-650
-43	25	-650
-13	48	-650
50	87	-650
145	39	-650
-39	145	-650
-50	-87	-650
39	-145	-650
-145	-39	-650

X	Y	Z
0	0	-600
50	87	-600
145	39	-600
-39	145	-600
-50	-87	-600
39	-145	-600
-145	-39	-600

Posiciones tridimensionales en mm.

## A.2 Posiciones del ‘pre – plan’ para LCM – CSM

A continuación se muestra la nube de puntos empleada para realizar el ‘pre – plan’ para la metodología LCM – CSM.

X	Y	Z
118	105	-600
93	61	-600
68	18	-600
43	-25	-600
18	-68	-600
-7	-112	-600
-32	-155	-600
75	130	-600
50	87	-600
25	43	-600
0	0	-600
-25	-43	-600
-50	-87	-600
-75	-130	-600
32	155	-600
7	112	-600
-18	68	-600
-43	25	-600
-68	-18	-600
-93	-61	-600
-118	-105	-600

X	Y	Z
118	105	-650
93	61	-650
68	18	-650
43	-25	-650
18	-68	-650
-7	-112	-650
-32	-155	-650
75	130	-650
50	87	-650
25	43	-650
0	0	-650
-25	-43	-650
-50	-87	-650
-75	-130	-650
32	155	-650
7	112	-650
-18	68	-650
-43	25	-650
-68	-18	-650
-93	-61	-650
-118	-105	-650

Posiciones tridimensionales en mm.

## B.1 Resultados experimentales para objetivos estáticos usando CSM sin *'flattening'*

				CSM SIN FLATTENING REPETICÓN #1				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-1.25	-1.53	-0.45	925.20	2.026
2	37.00	65.00	-615.00	-0.71	-1.84	0.26	962.82	1.989
3	84.00	96.00	-615.00	-1.65	-1.59	1.56	1025.45	2.772
4	102.00	27.00	-615.00	-1.20	-1.76	2.10	1010.10	2.991
5	41.00	121.00	-615.00	1.22	-2.39	-0.65	1059.63	2.761
6	-27.00	102.00	-615.00	1.34	-1.53	-1.90	975.14	2.783
7	-37.00	-65.00	-615.00	-1.36	1.50	-0.91	1012.46	2.220
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.97	-1.79	-0.91	935.35	2.813
9	-102.00	-27.00	-615.00	-1.65	-1.61	-1.04	935.18	2.529
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.18	-1.55	1.10	948.47	2.237
11	-41.00	-121.00	-615.00	-2.29	-1.69	-0.64	1025.37	2.917
12	-34.00	-9.00	-615.00	-1.26	-1.01	1.44	934.75	2.164
13	9.00	-34.00	-615.00	1.29	-1.79	1.10	935.93	2.465
14	34.00	9.00	-615.00	1.12	-1.93	0.71	934.76	2.342
15	-9.00	34.00	-615.00	1.22	-1.71	-0.87	993.84	2.274
16	0.00	0.00	-625.00	-1.73	-1.34	-0.52	1059.15	2.249
17	37.00	65.00	-625.00	1.29	-1.75	0.58	1050.91	2.250
18	84.00	96.00	-625.00	-1.77	-1.45	1.25	1038.43	2.607
19	102.00	27.00	-625.00	-0.53	-1.41	1.11	995.08	1.871
20	41.00	121.00	-625.00	0.62	-2.03	-1.31	1064.19	2.494
21	-27.00	102.00	-625.00	0.74	-1.66	-1.29	1032.35	2.229
22	-37.00	-65.00	-625.00	-1.27	2.11	1.12	1039.67	2.705
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.26	-1.17	-2.25	972.69	2.832
24	-102.00	-27.00	-625.00	-0.67	-2.22	-1.59	932.82	2.812
25	-84.00	-96.00	-625.00	-0.76	-3.12	3.61	1050.91	4.832
26	-41.00	-121.00	-625.00	-1.83	-2.27	0.69	958.58	2.996
27	-34.00	-9.00	-625.00	-1.52	-0.68	1.26	946.59	2.088
28	9.00	-34.00	-625.00	2.03	-0.97	0.57	990.24	2.321
29	34.00	9.00	-625.00	0.78	-0.90	1.94	973.70	2.276
30	-9.00	34.00	-625.00	1.55	-1.03	1.09	944.19	2.157

Error de posicionamiento en mm.

				CSM SIN FLATTENING REPETICIÓN #2				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-0.76	-1.98	0.00	1039.58	2.121
2	37.00	65.00	-615.00	-1.18	-2.11	-0.25	1013.95	2.430
3	84.00	96.00	-615.00	-1.96	-2.39	1.04	953.96	3.261
4	102.00	27.00	-615.00	-1.53	-1.56	2.19	994.21	3.094
5	41.00	121.00	-615.00	0.92	-1.86	-0.55	983.84	2.147
6	-27.00	102.00	-615.00	1.75	-1.29	-1.44	957.07	2.608
7	-37.00	-65.00	-615.00	-1.27	0.60	1.70	1058.77	2.205
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.81	-1.30	-1.17	994.53	2.517
9	-102.00	-27.00	-615.00	-1.78	-1.49	-2.10	1056.17	3.130
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.17	-1.88	2.81	1043.66	3.578
11	-41.00	-121.00	-615.00	-1.74	-2.21	-1.09	1035.06	3.017
12	-34.00	-9.00	-615.00	-1.12	-0.67	1.64	993.52	2.096
13	9.00	-34.00	-615.00	1.13	-2.00	0.95	1046.10	2.486
14	34.00	9.00	-615.00	0.93	-2.21	0.75	951.64	2.512
15	-9.00	34.00	-615.00	1.66	-1.53	-1.20	1011.60	2.557
16	0.00	0.00	-625.00	-1.45	-1.61	-0.47	978.04	2.217
17	37.00	65.00	-625.00	1.39	-1.99	-1.15	1030.65	2.686
18	84.00	96.00	-625.00	-1.26	-2.10	1.22	951.64	2.736
19	102.00	27.00	-625.00	-0.78	-2.16	1.74	1015.97	2.881
20	41.00	121.00	-625.00	0.86	-1.64	-0.92	969.25	2.068
21	-27.00	102.00	-625.00	0.33	-1.97	-1.40	1036.71	2.439
22	-37.00	-65.00	-625.00	-1.52	1.56	2.33	964.34	3.189
23	27.00	-102.00	-625.00	-0.93	-1.75	-2.38	946.36	3.097
24	-102.00	-27.00	-625.00	-1.18	-1.57	-2.21	980.37	2.957
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.05	-2.44	2.38	979.28	3.567
26	-41.00	-121.00	-625.00	-3.21	-1.99	-0.95	1045.20	3.894
27	-34.00	-9.00	-625.00	-1.69	-0.91	1.41	1037.56	2.382
28	9.00	-34.00	-625.00	-1.03	-0.77	1.77	993.70	2.188
29	34.00	9.00	-625.00	0.86	1.06	1.95	1055.54	2.380
30	-9.00	34.00	-625.00	-1.15	-0.91	-1.10	1036.42	1.833

Error de posicionamiento en mm.



				CSM SIN FLATTENING REPETICIÓN #3				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-0.24	-0.74	0.00	956.85	0.778
2	37.00	65.00	-615.00	-0.88	-2.33	-0.42	1061.29	2.526
3	84.00	96.00	-615.00	-1.53	-2.33	1.30	987.76	3.076
4	102.00	27.00	-615.00	-1.11	-1.34	2.18	1028.61	2.789
5	41.00	121.00	-615.00	1.75	-1.55	-0.87	1028.18	2.494
6	-27.00	102.00	-615.00	1.34	-1.14	-1.84	972.71	2.546
7	-37.00	-65.00	-615.00	-1.99	0.72	1.53	1055.79	2.611
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.31	-1.83	-1.69	957.87	2.814
9	-102.00	-27.00	-615.00	-1.10	-1.86	-1.41	930.05	2.580
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.39	-2.34	2.95	1016.21	4.014
11	-41.00	-121.00	-615.00	-2.25	-1.82	-1.46	933.10	3.241
12	-34.00	-9.00	-615.00	-1.24	-0.27	1.76	989.73	2.170
13	9.00	-34.00	-615.00	1.43	-1.59	1.17	1014.20	2.438
14	34.00	9.00	-615.00	1.46	-2.55	0.54	994.59	2.988
15	-9.00	34.00	-615.00	1.33	2.03	-0.73	980.64	2.534
16	0.00	0.00	-625.00	-1.11	-1.56	-0.76	993.68	2.060
17	37.00	65.00	-625.00	1.88	-1.73	-1.26	1042.02	2.849
18	84.00	96.00	-625.00	-1.70	-1.70	1.09	954.42	2.640
19	102.00	27.00	-625.00	-0.60	-1.78	1.34	999.44	2.307
20	41.00	121.00	-625.00	1.39	-1.01	-0.96	959.61	1.968
21	-27.00	102.00	-625.00	0.20	-1.77	-1.08	984.55	2.083
22	-37.00	-65.00	-625.00	-1.56	0.57	2.43	987.00	2.943
23	27.00	-102.00	-625.00	-0.44	-1.77	2.24	974.83	2.889
24	-102.00	-27.00	-625.00	-0.76	-1.01	-1.91	1049.87	2.290
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.12	-2.03	2.77	1062.78	3.612
26	-41.00	-121.00	-625.00	-1.17	-1.42	-1.02	951.13	2.104
27	-34.00	-9.00	-625.00	-1.44	-0.97	1.40	1001.41	2.230
28	9.00	-34.00	-625.00	-1.25	-0.50	1.32	1039.27	1.885
29	34.00	9.00	-625.00	0.77	1.13	2.11	1044.84	2.514
30	-9.00	34.00	-625.00	-0.82	-0.57	-1.33	985.10	1.663

Error de posicionamiento en mm.

## B.2 Resultados experimentales para objetivos estáticos usando CSM con ‘flattening’

				CSM CON FLATTENING REPETICIÓN #1				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-0.71	-0.53	-0.62	1069.38	1.081
2	37.00	65.00	-615.00	0.84	-1.25	-1.07	989.92	1.847
3	84.00	96.00	-615.00	-1.34	0.67	0.83	1012.91	1.713
4	102.00	27.00	-615.00	-1.59	-1.33	-0.64	1086.66	2.169
5	41.00	121.00	-615.00	0.65	0.98	-0.46	1029.57	1.263
6	-27.00	102.00	-615.00	-0.94	-1.23	0.00	1035.69	1.548
7	-37.00	-65.00	-615.00	1.40	0.90	1.79	1035.43	2.444
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.07	-0.81	0.99	959.53	1.668
9	-102.00	-27.00	-615.00	0.80	-1.74	-0.41	1033.11	1.958
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.22	-1.78	0.96	950.42	2.362
11	-41.00	-121.00	-615.00	-0.97	-1.83	0.77	1042.14	2.210
12	-34.00	-9.00	-615.00	-0.51	-0.49	0.80	1060.80	1.068
13	9.00	-34.00	-615.00	1.07	1.60	1.09	987.39	2.212
14	34.00	9.00	-615.00	0.44	1.82	0.65	1024.51	1.982
15	-9.00	34.00	-615.00	-0.77	1.21	-0.84	1023.99	1.662
16	0.00	0.00	-625.00	-0.39	-0.97	-0.84	965.07	1.341
17	37.00	65.00	-625.00	1.29	1.20	-0.87	1087.97	1.965
18	84.00	96.00	-625.00	-0.81	0.00	1.03	982.17	1.310
19	102.00	27.00	-625.00	-1.68	-2.30	0.62	967.18	2.915
20	41.00	121.00	-625.00	1.30	1.84	-1.11	966.26	2.512
21	-27.00	102.00	-625.00	-1.26	-1.80	-0.98	977.79	2.406
22	-37.00	-65.00	-625.00	1.97	0.00	2.02	971.67	2.822
23	27.00	-102.00	-625.00	-0.90	-1.18	1.00	1089.57	1.790
24	-102.00	-27.00	-625.00	2.31	2.11	0.00	1051.61	3.129
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.54	-1.91	0.52	1061.53	2.508
26	-41.00	-121.00	-625.00	-1.18	1.36	1.02	974.45	2.069
27	-34.00	-9.00	-625.00	1.10	0.95	0.00	961.51	1.453
28	9.00	-34.00	-625.00	0.89	-1.43	-1.31	1079.12	2.134
29	34.00	9.00	-625.00	0.75	-1.02	-1.52	1039.67	1.978
30	-9.00	34.00	-625.00	0.83	-1.13	-0.76	1000.81	1.595

Error de posicionamiento en mm.

				CSM CON FLATTENING REPETICIÓN #2				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-1.01	-0.49	-0.45	1026.30	1.209
2	37.00	65.00	-615.00	0.85	-1.57	-1.81	1043.05	2.542
3	84.00	96.00	-615.00	-1.25	0.41	0.95	1039.53	1.623
4	102.00	27.00	-615.00	-1.58	-1.05	-1.08	966.32	2.183
5	41.00	121.00	-615.00	0.78	1.21	-0.41	975.96	1.497
6	-27.00	102.00	-615.00	-0.75	-0.93	0.00	1015.85	1.195
7	-37.00	-65.00	-615.00	1.47	1.07	1.32	1071.53	2.247
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.12	-0.92	1.08	1037.61	1.808
9	-102.00	-27.00	-615.00	0.41	-1.83	-0.39	958.88	1.915
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.66	-0.87	0.91	955.20	2.083
11	-41.00	-121.00	-615.00	-1.12	-1.52	0.54	1010.07	1.964
12	-34.00	-9.00	-615.00	-0.96	-0.70	0.61	994.30	1.336
13	9.00	-34.00	-615.00	0.87	1.63	1.20	1086.39	2.203
14	34.00	9.00	-615.00	0.78	1.35	0.34	1006.92	1.596
15	-9.00	34.00	-615.00	-0.66	1.02	-0.87	987.50	1.494
16	0.00	0.00	-625.00	-0.72	-1.23	-0.95	983.27	1.713
17	37.00	65.00	-625.00	1.10	1.37	-0.53	1008.09	1.835
18	84.00	96.00	-625.00	-0.93	-0.55	1.05	994.63	1.507
19	102.00	27.00	-625.00	-1.59	-2.33	0.64	1038.33	2.893
20	41.00	121.00	-625.00	1.95	1.15	-1.12	1016.90	2.526
21	-27.00	102.00	-625.00	-1.07	-2.23	-1.15	995.59	2.728
22	-37.00	-65.00	-625.00	-1.40	-0.45	2.29	967.47	2.722
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.27	-0.81	0.99	960.88	1.803
24	-102.00	-27.00	-625.00	2.54	2.24	-0.41	952.36	3.411
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.22	-1.48	0.96	1039.41	2.145
26	-41.00	-121.00	-625.00	-1.37	1.13	0.77	1066.33	1.936
27	-34.00	-9.00	-625.00	1.50	0.91	0.00	1001.21	1.754
28	9.00	-34.00	-625.00	0.00	-1.57	-0.92	998.57	1.820
29	34.00	9.00	-625.00	0.98	-1.47	-0.57	989.66	1.856
30	-9.00	34.00	-625.00	1.06	-1.53	-1.03	994.80	2.127

Error de posicionamiento en mm.

				CSM CON FLATTENING REPETICIÓN #3				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	-1.37	-0.56	-1.00	1018.55	1.786
2	37.00	65.00	-615.00	1.06	-1.68	-1.13	1068.87	2.285
3	84.00	96.00	-615.00	-1.35	0.89	1.01	1073.27	1.906
4	102.00	27.00	-615.00	-1.67	-1.75	-0.84	991.46	2.561
5	41.00	121.00	-615.00	0.55	0.53	-0.21	1057.84	0.792
6	-27.00	102.00	-615.00	-1.27	-1.02	-0.25	1059.78	1.648
7	-37.00	-65.00	-615.00	1.16	1.27	1.20	1008.61	2.097
8	27.00	-102.00	-615.00	-1.12	-1.17	0.93	1019.92	1.868
9	-102.00	-27.00	-615.00	0.31	-1.44	-0.33	988.78	1.510
10	-84.00	-96.00	-615.00	-1.75	-1.76	0.95	965.70	2.658
11	-41.00	-121.00	-615.00	-1.31	-1.71	0.31	1042.82	2.176
12	-34.00	-9.00	-615.00	-0.88	-0.59	1.19	1070.27	1.593
13	9.00	-34.00	-615.00	0.68	1.51	1.24	996.58	2.069
14	34.00	9.00	-615.00	0.55	1.76	0.33	968.15	1.873
15	-9.00	34.00	-615.00	-0.84	1.37	-0.76	986.34	1.778
16	0.00	0.00	-625.00	-0.58	-0.85	-0.95	1061.01	1.400
17	37.00	65.00	-625.00	1.07	1.55	-0.73	1017.57	2.020
18	84.00	96.00	-625.00	-1.09	-0.55	0.76	1013.68	1.438
19	102.00	27.00	-625.00	-1.74	-2.20	0.94	1084.12	2.958
20	41.00	121.00	-625.00	1.60	1.47	-1.39	979.48	2.579
21	-27.00	102.00	-625.00	-0.86	-2.20	-1.25	990.79	2.672
22	-37.00	-65.00	-625.00	-1.67	-0.62	1.70	1065.16	2.462
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.39	-1.01	0.91	1024.55	1.944
24	-102.00	-27.00	-625.00	2.64	1.96	-0.77	1087.07	3.377
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.37	1.56	-1.41	1043.06	2.510
26	-41.00	-121.00	-625.00	-1.60	1.41	0.62	1063.35	2.221
27	-34.00	-9.00	-625.00	1.32	0.77	-0.38	957.68	1.575
28	9.00	-34.00	-625.00	1.37	-1.55	0.00	977.44	2.069
29	34.00	9.00	-625.00	0.70	-1.87	-1.09	1080.36	2.275
30	-9.00	34.00	-625.00	0.84	-1.72	0.00	983.10	1.914

Error de posicionamiento en mm.

## B.3 Resultados experimentales para objetivos estáticos usando LCM – CSM

				LCM - CSM REPETICIÓN #1				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	0.00	-1.25	0.00	177.93	1.250
2	37.00	65.00	-615.00	0.00	0.36	-0.30	180.46	0.469
3	84.00	96.00	-615.00	-0.66	1.15	-1.25	179.27	1.822
4	102.00	27.00	-615.00	-1.22	-1.48	0.00	179.07	1.918
5	41.00	121.00	-615.00	0.00	-1.74	0.00	182.13	1.740
6	-27.00	102.00	-615.00	0.62	1.77	1.09	177.19	2.169
7	-37.00	-65.00	-615.00	1.61	1.26	1.07	180.31	2.308
8	27.00	-102.00	-615.00	0.50	-2.21	2.36	177.00	3.272
9	-102.00	-27.00	-615.00	2.25	2.10	0.30	178.15	3.092
10	-84.00	-96.00	-615.00	2.38	-1.83	-1.54	179.71	3.374
11	-41.00	-121.00	-615.00	0.30	1.28	-0.91	178.15	1.599
12	-34.00	-9.00	-615.00	1.55	-1.80	-0.54	177.35	2.436
13	9.00	-34.00	-615.00	1.13	0.53	-1.20	180.12	1.731
14	34.00	9.00	-615.00	0.43	1.32	-0.87	177.64	1.638
15	-9.00	34.00	-615.00	1.71	0.66	0.00	178.56	1.833
16	0.00	0.00	-625.00	0.00	0.00	-1.20	177.84	1.200
17	37.00	65.00	-625.00	-0.88	0.67	-1.10	177.42	1.560
18	84.00	96.00	-625.00	-1.85	-1.14	-1.45	178.61	2.612
19	102.00	27.00	-625.00	-0.90	-1.86	0.00	181.02	2.066
20	41.00	121.00	-625.00	-1.20	0.64	-0.84	177.11	1.598
21	-27.00	102.00	-625.00	1.32	1.49	-0.91	180.71	2.189
22	-37.00	-65.00	-625.00	0.43	-2.36	0.00	178.78	2.399
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.19	-1.81	0.00	182.94	2.166
24	-102.00	-27.00	-625.00	-2.06	-1.10	-0.20	177.52	2.344
25	-84.00	-96.00	-625.00	2.71	0.00	-1.41	178.17	3.055
26	-41.00	-121.00	-625.00	1.19	2.09	-0.40	180.98	2.438
27	-34.00	-9.00	-625.00	0.67	-1.73	-0.56	178.36	1.938
28	9.00	-34.00	-625.00	2.10	0.43	-0.87	178.69	2.313
29	34.00	9.00	-625.00	1.77	0.32	-1.10	180.01	2.108
30	-9.00	34.00	-625.00	1.83	0.58	-0.44	182.67	1.969

Error de posicionamiento en mm.

				LCM - CSM REPETICIÓN #2				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	0.15	-0.69	-0.75	177.20	1.030
2	37.00	65.00	-615.00	-0.64	0.00	0.00	178.17	0.640
3	84.00	96.00	-615.00	-1.16	0.89	-0.95	180.00	1.744
4	102.00	27.00	-615.00	-1.36	-1.26	0.00	177.66	1.854
5	41.00	121.00	-615.00	-0.91	0.00	0.00	179.96	0.910
6	-27.00	102.00	-615.00	2.39	1.82	0.93	177.73	3.145
7	-37.00	-65.00	-615.00	2.34	1.09	0.00	177.51	2.581
8	27.00	-102.00	-615.00	1.13	-1.18	2.50	180.85	2.987
9	-102.00	-27.00	-615.00	0.84	2.08	0.50	180.99	2.298
10	-84.00	-96.00	-615.00	0.00	-2.51	-1.34	179.39	2.845
11	-41.00	-121.00	-615.00	0.00	1.22	-1.10	182.61	1.643
12	-34.00	-9.00	-615.00	0.71	-1.73	-0.90	180.49	2.075
13	9.00	-34.00	-615.00	1.34	0.91	-1.10	181.58	1.958
14	34.00	9.00	-615.00	0.33	1.43	-1.00	182.08	1.776
15	-9.00	34.00	-615.00	0.86	1.82	0.00	177.44	2.013
16	0.00	0.00	-625.00	0.00	0.00	-1.34	181.80	1.340
17	37.00	65.00	-625.00	0.00	0.87	-0.90	177.43	1.252
18	84.00	96.00	-625.00	-1.85	-1.68	0.00	180.88	2.499
19	102.00	27.00	-625.00	0.00	-1.66	0.54	178.18	1.746
20	41.00	121.00	-625.00	-1.40	1.12	0.00	177.46	1.793
21	-27.00	102.00	-625.00	1.25	0.00	-0.40	178.07	1.312
22	-37.00	-65.00	-625.00	1.89	-0.68	0.30	182.08	2.031
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.93	-0.61	0.34	182.87	2.052
24	-102.00	-27.00	-625.00	-1.21	-1.08	-1.42	179.02	2.156
25	-84.00	-96.00	-625.00	0.00	-2.14	-1.59	182.67	2.666
26	-41.00	-121.00	-625.00	0.26	1.62	-0.50	180.38	1.715
27	-34.00	-9.00	-625.00	0.00	-1.83	-0.97	181.22	2.071
28	9.00	-34.00	-625.00	2.23	1.20	-0.30	180.21	2.550
29	34.00	9.00	-625.00	1.99	0.90	-0.50	182.06	2.241
30	-9.00	34.00	-625.00	2.30	0.77	-1.40	180.81	2.801

Error de posicionamiento en mm.

				LCM - CSM REPETICIÓN #3				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0.00	0.00	-615.00	0.00	-1.03	-0.90	181.56	1.368
2	37.00	65.00	-615.00	-0.93	0.00	-0.14	178.40	0.940
3	84.00	96.00	-615.00	-0.73	1.10	-1.63	178.34	2.098
4	102.00	27.00	-615.00	-0.30	-0.85	0.00	182.06	0.901
5	41.00	121.00	-615.00	0.00	-1.35	0.00	180.69	1.350
6	-27.00	102.00	-615.00	0.00	1.23	1.84	180.93	2.213
7	-37.00	-65.00	-615.00	1.49	0.83	0.00	182.67	1.706
8	27.00	-102.00	-615.00	0.97	-2.13	0.40	177.05	2.374
9	-102.00	-27.00	-615.00	1.78	2.07	0.40	181.04	2.759
10	-84.00	-96.00	-615.00	1.45	-1.54	-0.97	180.15	2.327
11	-41.00	-121.00	-615.00	1.52	0.00	-1.24	181.71	1.962
12	-34.00	-9.00	-615.00	0.37	-1.29	-0.50	180.92	1.432
13	9.00	-34.00	-615.00	1.10	0.75	-1.10	178.87	1.727
14	34.00	9.00	-615.00	0.20	0.79	-0.95	178.16	1.252
15	-9.00	34.00	-615.00	0.25	2.05	0.00	177.17	2.065
16	0.00	0.00	-625.00	0.75	0.00	-1.39	178.83	1.579
17	37.00	65.00	-625.00	0.00	0.23	-1.53	178.01	1.547
18	84.00	96.00	-625.00	-2.04	0.00	-2.34	182.22	3.104
19	102.00	27.00	-625.00	0.00	-2.13	0.00	178.46	2.130
20	41.00	121.00	-625.00	-1.31	1.11	-0.31	178.31	1.745
21	-27.00	102.00	-625.00	0.00	0.95	-1.55	177.01	1.818
22	-37.00	-65.00	-625.00	2.31	-1.97	0.40	182.20	3.062
23	27.00	-102.00	-625.00	-1.60	-1.32	0.00	178.50	2.074
24	-102.00	-27.00	-625.00	1.23	0.93	-0.56	178.68	1.641
25	-84.00	-96.00	-625.00	-1.95	-1.53	-1.61	178.85	2.956
26	-41.00	-121.00	-625.00	0.00	1.39	0.00	181.21	1.390
27	-34.00	-9.00	-625.00	0.50	-1.57	-1.10	180.39	1.981
28	9.00	-34.00	-625.00	1.83	1.43	-1.62	177.32	2.832
29	34.00	9.00	-625.00	2.19	1.61	-0.45	179.13	2.755
30	-9.00	34.00	-625.00	1.87	0.97	-1.30	182.03	2.475

Error de posicionamiento en mm.

## C.1 Resultados experimentales entre la metodología LCM –CSM + FK y las mejoras implementadas con 1 marcas visual

				LCM - CSM + FK				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0	0	-625	0.00	-1.25	0.00	177.93	1.250
2	37	65	-625	0.00	0.36	-0.30	180.46	0.469
3	84	96	-625	-0.66	1.15	-1.25	179.27	1.822
4	41	121	-625	0.00	-1.74	0.00	182.13	1.740
5	-37	-65	-625	1.61	1.26	1.07	180.31	2.308
6	-84	-96	-625	2.38	-1.83	-1.54	179.71	3.374
7	-41	-121	-625	0.30	1.28	-0.91	178.15	1.599
8	-34	-9	-625	1.55	-1.80	-0.54	177.35	2.436
9	9	-34	-625	1.13	0.53	-1.20	180.12	1.731
10	34	9	-625	0.43	1.32	-0.87	177.64	1.638
11	-9	34	-625	1.71	0.66	0.00	178.56	1.833

Error de posicionamiento en mm.

				LCM – CSM + FK con mejoras implementadas				
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0	0	-625	0	0	-1.58	59.038	1.58
2	37	65	-625	-0.31	-1.09	-1.12	51.04	1.593298465
3	84	96	-625	1	-0.61	0.6	56.029	1.316092702
4	41	121	-625	0.86	0.56	0.48	60.037	1.132960723
5	-37	-65	-625	1.41	1.56	-0.89	57.03	2.283374695
6	-84	-96	-625	-1.48	2.2	-0.44	57.041	2.687749988
7	-41	-121	-625	-0.9	-1.16	0	56.029	1.468196172
8	-34	-9	-625	1.38	-0.4	-1.3	56.029	1.937627415
9	9	-34	-625	1.33	-0.69	-1.45	66.031	2.085065946
10	34	9	-625	1.53	-1.25	-0.64	56.03	2.076776348
11	-9	34	-625	1.55	-1.18	-1.5	56.034	2.458637834

Error de posicionamiento en mm.



## C.2 Resultados experimentales entre la metodología LCM –CSM + FK y las mejoras implementadas con 4 marcas visuales a diferente número de aproximaciones

				LCM – CSM + FK 4 LED'S 10 APROXIMACIONES					
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en microseg.	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0	0	-625	0	0	-1.05	56037	56.037	1.05
2	37	65	-625	-1.05	-0.97	-0.64	56033	56.033	1.566205606
3	84	96	-625	1.17	0	2	56029	56.029	2.317088691
4	41	121	-625	0.77	-1.43	0.54	56035	56.035	1.711549006
5	-37	-65	-625	0.73	0.49	-1.19	55035	55.035	1.479560746
6	-84	-96	-625	-1.4	0.77	-0.95	57030	57.03	1.858870625
7	-41	-121	-625	-1.27	-0.71	-0.85	57026	57.026	1.6850816
8	-34	-9	-625	0	1.83	-1.72	57035	57.035	2.511433853
9	9	-34	-625	-0.72	-0.91	-1.22	66033	66.033	1.683716128
10	34	9	-625	0.47	-0.96	-1.3	56031	56.031	1.683003268
11	-9	34	-625	1.11	0.22	-1.71	56032	56.032	2.050512131

Error de posicionamiento en mm.

				<b>LCM – CSM + FK 4 LED'S 20 APROXIMACIONES</b>					
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en microseg.	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0	0	-625	0.61	0	-0.66	56041	56.041	0.898721314
2	37	65	-625	-0.54	-0.29	-0.78	55040	55.04	0.992018145
3	84	96	-625	0.51	-1.37	1.42	66042	66.042	2.037989205
4	41	121	-625	0.47	-0.69	1.23	52031	52.031	1.486573241
5	-37	-65	-625	0.54	0.67	-1.2	51033	51.033	1.476651618
6	-84	-96	-625	0	1.18	-0.83	54038	54.038	1.442671134
7	-41	-121	-625	-1.7	0.4	-1.36	58041	58.041	2.213504009
8	-34	-9	-625	0.84	0.93	-1.34	54035	54.035	1.834693435
9	9	-34	-625	-0.26	-0.45	-1.81	67038	67.038	1.883135683
10	34	9	-625	0.64	-0.89	-1.4	54034	54.034	1.778116982
11	-9	34	-625	-0.37	-1.08	-1.43	56038	56.038	1.829808733

Error de posicionamiento en mm.

				<b>LCM – CSM + FK 4 LED'S 30 APROXIMACIONES</b>					
Punto	X	Y	Z	Err. X	Err. Y	Err. Z	Tiempo promedio en microseg.	Tiempo promedio en ms	XYZ
1	0	0	-625	0	-0.48	-1.11	57037	57.037	1.209338662
2	37	65	-625	-0.49	-0.69	-0.94	54035	54.035	1.264832005
3	84	96	-625	-0.24	-0.37	1.29	54036	54.036	1.363304808
4	41	121	-625	-0.19	-0.27	1.17	66041	66.041	1.215689105
5	-37	-65	-625	-0.33	1.23	-1.45	51035	51.035	1.929844553
6	-84	-96	-625	-0.54	0.25	-0.21	67044	67.044	0.631030903
7	-41	-121	-625	-0.72	1.5	-0.57	65042	65.042	1.758777985
8	-34	-9	-625	0.52	-0.58	-1.46	55035	55.035	1.654811167
9	9	-34	-625	-0.78	-1.23	-1.38	56037	56.037	2.006414713
10	34	9	-625	0.48	-1.48	-1.25	52032	52.032	1.995820633
11	-9	34	-625	0.26	-0.4	-1.16	53037	53.037	1.254272698

Error de posicionamiento en mm.

## D.1 Resultados experimentales para objetivos en movimiento con trayectoria rectilínea usando LCM – CSM + FK con 1 marca visual

			Ubicación	Err. X	Err. Y	Err. Z	XYZ	Promedio de las 3 pruebas	Tiempo de ejecución	Tiempo promedio de ejecución
12 cm/s	1 led	5 aprox.	Central	1.08	1.01	1.06	1.819		1.237	
			Izquierda	-2.4	2.15	1.1	3.405		1.308	
			Derecha	1.97	2.2	1.87	3.495	2.91	1.32	1.288
		10 aprox.	Central	1.71	-1.27	1.36	2.527		1.752	
			Izquierda	-1.37	-1.78	2.81	3.597		1.768	
			Derecha	2.44	-1.05	2.38	3.567	3.23	1.883	1.801
		15 aprox.	Central	2.18	-1.37	2.31	3.459		2.08	
			Izquierda	-2.37	2.43	2.92	4.478		2.175	
			Derecha	3.21	-2.67	1.95	4.608	4.18	2.132	2.129
9.5 cm/s	1 led	5 aprox.	Central	-1.29	-1.01	0.91	1.874		1.179	
			Izquierda	-0.96	-2.14	1.25	2.658		1.121	
			Derecha	1.54	2.2	0.94	2.845	2.46	1.27	1.190
		10 aprox.	Central	1.13	-1.16	0.83	1.820		1.647	
			Izquierda	-2.22	-1.54	1.2	2.956		1.672	
			Derecha	1.97	1.29	0.91	2.524	2.43	1.713	1.677
		15 aprox.	Central	0.86	-1.54	0.98	2.018		1.963	
			Izquierda	-1.88	1.63	1.31	2.812		1.891	
			Derecha	1.39	-2	1.44	2.829	2.55	1.962	1.939
7 cm/s	1 led	5 aprox.	Central	0.37	-1.2	-1.25	1.772		1.085	
			Izquierda	-1.83	1.74	-0.89	2.677		1.133	
			Derecha	2.34	0.82	-1.04	2.689	2.38	1.115	1.111
		10 aprox.	Central	0.37	0.67	-0.36	0.846		1.549	
			Izquierda	-1.34	-2.2	-1.63	3.048		1.604	
			Derecha	2.29	1.44	-0.54	2.758	2.22	1.575	1.576
		15 aprox.	Central	1.29	-0.43	-0.63	1.499		1.763	
			Izquierda	-1.55	1.32	-0.87	2.214		1.849	
			Derecha	1.83	1.12	-1.1	2.411	2.04	1.856	1.823

Error de posicionamiento en mm y tiempo de ejecución en seg.

## D.2 Resultados experimentales para objetivos en movimiento con trayectoria predefinida usando LCM – CSM + FK con 4 marcas visuales

			Ubicación	Err. X	Err. Y	Err. Z	XYZ	Promedio de las 3 pruebas	Tiempo de ejecución	Tiempo promedio de ejecución
12 cm/s	4 led's	5 aprox.	Central	-1.53	-1.36	1.4	2.480		1.218	
			Izquierda	-1.78	1.16	1.74	2.746		1.423	
			Derecha	1.74	2.21	1.09	3.017	2.75	1.44	1.360
		10 aprox.	Central	1.86	-1.7	1.91	3.162		1.733	
			Izquierda	-1.21	-2.07	2.77	3.664		1.837	
			Derecha	1.88	-1.76	2.14	3.348	3.39	1.868	1.813
		15 aprox.	Central	-1.74	2.41	2.81	4.090		2.064	
			Izquierda	-2.64	-1.98	2.31	4.028		2.239	
			Derecha	3.15	2.87	2.19	4.791	4.30	2.196	2.166
9.5 cm/s	4 led's	5 aprox.	Central	-1.13	-1.25	0.53	1.766		1.119	
			Izquierda	-1.59	1.74	1.38	2.731		1.135	
			Derecha	1.87	-1.36	1.2	2.605	2.37	1.139	1.131
		10 aprox.	Central	1.27	-1.15	1.61	2.351		1.652	
			Izquierda	-1.17	1.38	1.69	2.476		1.687	
			Derecha	1.47	1.43	1.15	2.351	2.39	1.702	1.680
		15 aprox.	Central	1.57	1.65	1.2	2.574		1.834	
			Izquierda	-1.07	-1.93	1.75	2.816		1.925	
			Derecha	1.46	-1.45	2.19	3.005	2.80	1.98	1.913
7 cm/s	4 led's	5 aprox.	Central	0.43	0.68	1.13	1.387		1.08	
			Izquierda	-1.57	1.63	0.97	2.462		1.098	
			Derecha	2.1	1.34	-1.16	2.748	2.20	1.137	1.105
		10 aprox.	Central	0.55	1.12	0.67	1.416		1.598	
			Izquierda	-1.66	1.2	1.31	2.431		1.611	
			Derecha	1.89	-1.17	1.34	2.595	2.15	1.584	1.598
		15 aprox.	Central	-0.83	0.77	0.45	1.218		1.767	
			Izquierda	-1.93	-1.22	1.43	2.694		1.875	
			Derecha	1.72	-1.14	-1.2	2.387	2.10	1.812	1.818

Error de posicionamiento en mm y tiempo de ejecución en seg.

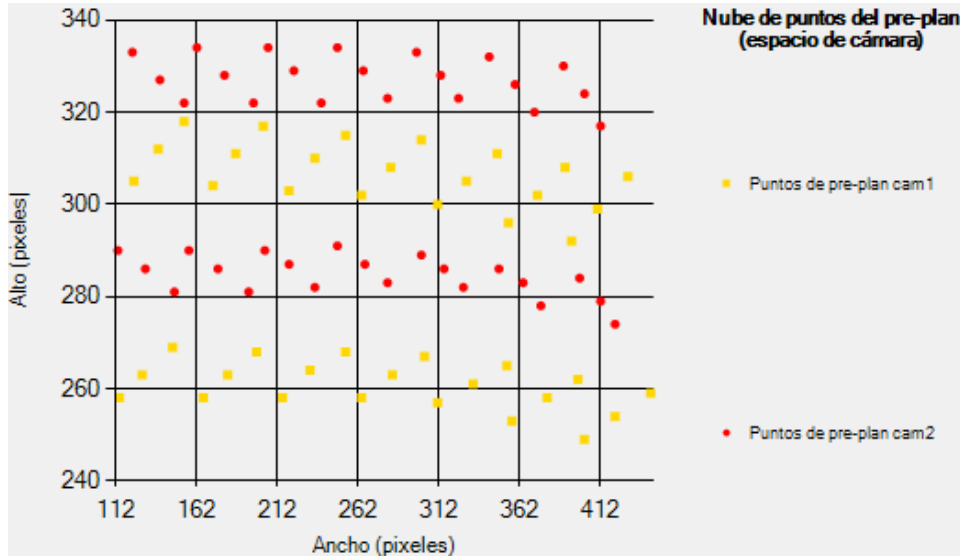
## E.1 Resultados experimentales para objetivos con movimiento aleatorio usando LCM – CSM + FK con 1 marca visual

Trayectoria	Repetición	Err. X	Err. Y	Err. Z	XYZ	XYZ  Promedio	Tiempo promedio en seg.
<i>Diente de sierra</i>	1	0.78	3.85	2.91	4.889		11.324
	2	1	5	-1	5.196		12.194
	3	-2	-3	1	3.742		12.564
	4	0.5	-3.4	1	3.579		11.574
	5	0.5	4	1	4.153	4.312	12.241
<i>Zig – zag</i>	1	5	1	0.5	5.123		11.104
	2	1	5	-1	5.196		11.424
	3	-2	2	-0.5	2.872		12.209
	4	1	3	-0.5	3.202		13.598
	5	2.5	2.5	-1	3.674	4.014	11.646
<i>Espiral creciente</i>	1	1	3	-1.5	3.500		11.458
	2	3	0.5	-2	3.640		11.01
	3	5	0.5	-1.5	5.244		11.123
	4	-2	-1	-1.5	2.693		10.721
	5	3	2	-1	3.742	3.764	11.97

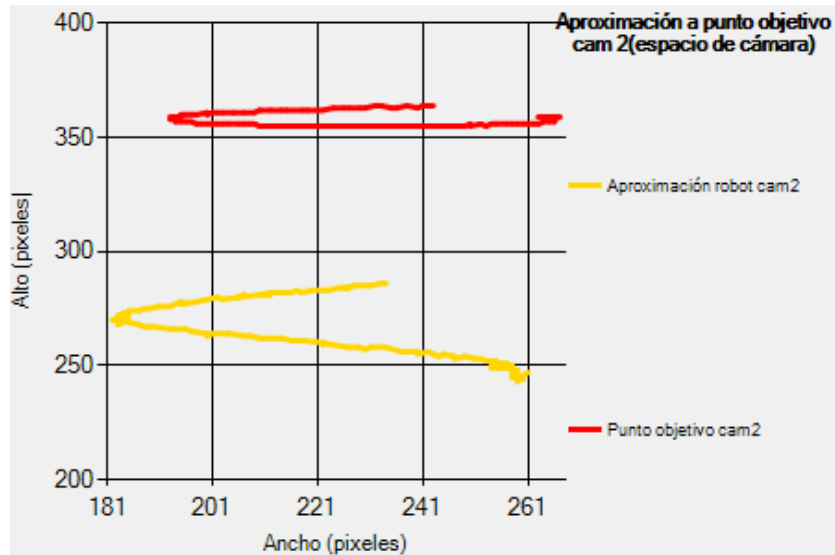
Error de posicionamiento en mm y tiempo de ejecución en seg.

## F.1 Graficación fuera de línea en la interfaz

Las gráficas disponibles generadas desde la interfaz se describen a continuación: La primera figura le permite al usuario verificar la distribución del *'pre-plan'* generado en espacio de cámara, para decidir la reubicación del sistema de visión en caso de ser necesario.

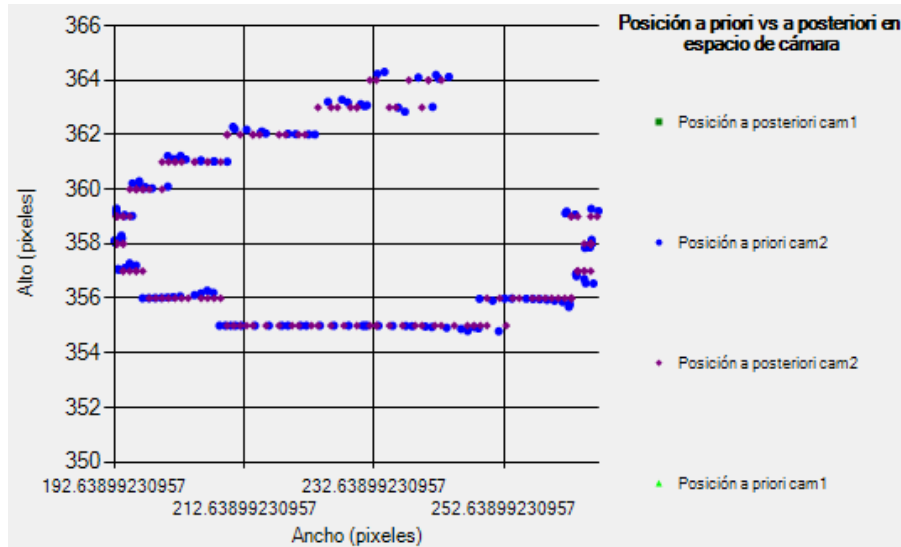


La segunda figura describe la trayectoria de aproximación en espacio de cámara del robot y la trayectoria que sigue el punto objetivo durante la tarea. En este caso en particular, se graficó una trayectoria aleatoria oblicua del punto objetivo.

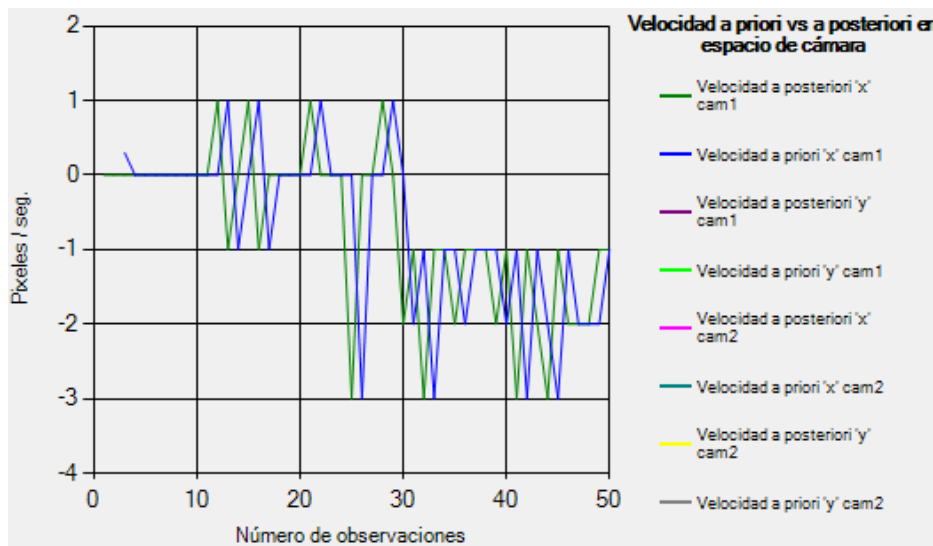


La tercera figura muestra la posición calculada por el filtro: la posición *a priori* y su posterior ubicación posición *a posteriori*, después de obtener información discreta por el sistema de

visión. En este caso en particular, se muestra el seguimiento y adaptación del filtro para una trayectoria aleatoria oblicua.



La cuarta figura, muestra la velocidad calculada por el filtro (*a priori*) y su velocidad posterior, al obtener información discreta por el sistema de visión (*a posteriori*). Con esta información el usuario puede observar en que momento del experimento hay un cambio abrupto en la velocidad. En este caso en particular, se muestra el comportamiento de un objetivo con trayectoria y velocidad aleatoria graficándose sólo el eje *x* de una sola cámara.



# Referencias

- [1] L. E. Coronado, M. Maya, A. Cárdenas, O. Guarneros, y D. Piovesan, "Vision-based Control of a Delta Parallel Robot via Linear Camera-Space Manipulation", *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, p. 12, 2016.
- [2] Z. Pandilov y V. Dukovski, "Comparison of the characteristics between serial and parallel robots", *Acta Technica Corviniensis-Bulletin of Engineering*, vol. 7, no. 1, p. 143, 2014.
- [3] Asea Brown Boveri, [www.abb.com](http://www.abb.com), fecha de consulta: Mayo 2016.
- [4] J.-P. Merlet, *Parallel robots*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [5] Direct Industry, [www.directindustry.es](http://www.directindustry.es), fecha de consulta Agosto 2016.
- [6] M. W. Spong, S. Hutchinson, y M. Vidyasagar, *Robot modeling and control*. Wiley New York, 2006.
- [7] M. Maya, E. Castillo, A. Lomelí, E. González-Galván, y A. Cárdenas, "Workspace and payload-capacity of a new reconfigurable delta parallel robot", *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, no. 56, pp. 1-11, 2013.
- [8] P. W. LV, "Position-controlling apparatus", ed: Google Patents, 1942.
- [9] V. Gough, "Contribution to discussion of papers on research in automobile stability, control and tyre performance", *Proc. Auto Div. Inst. Mech. Eng*, vol. 171, pp. 392-394, 1956.
- [10] L. A. Silva, "Control visual de robots paralelos: análisis, desarrollo y aplicación a la plataforma RoboTennis", Universidad Politécnica de Madrid, Tesis doctoral, 2005.
- [11] R. Clavel, "Delta, a fast robot with parallel geometry", *Proc. 18th Int. Symp. on Industrial Robots, Lausanne*, pp. 91-100, 1988.
- [12] Z. Pandilov y V. Dukovski, "Several open Problems in parallel robotics", *Acta technica conviniensis, Bulletin of Engineering*, vol. 4, pp. 77-84, 2011.
- [13] J.-P. Merlet, "An algorithm for the forward kinematics of general 6 dof parallel manipulators", INRIA, Tesis doctoral, 1990.
- [14] S. Hutchinson, G. D. Hager, y P. Corke, "A tutorial on visual servo control", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 5, pp. 651-670, 1996.



- [15] A. K. Dash, I.-M. Chen, S. H. Yeo, y G. Yang, "Workspace generation and planning singularity-free path for parallel manipulators", *Mechanism and Machine Theory*, vol. 40, no. 7, pp. 776-805, 2005.
- [16] P. Guglielmetti, "Model-based control of fast parallel robots", EPFL, Tesis doctoral, 1994.
- [17] C. Gosselin y J. Angeles, "Singularity analysis of closed-loop kinematic chains", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 6, no. 3, pp. 281-290, 1990.
- [18] A. Wolf, E. Ottaviano, M. Shoham, y M. Ceccarelli, "Application of line geometry and linear complex approximation to singularity analysis of the 3-DOF CaPaMan parallel manipulator", *Mechanism and Machine Theory*, vol. 39, no. 1, pp. 75-95, 2004.
- [19] J.-P. Merlet, "A formal-numerical approach for robust in-workspace singularity detection", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 23, no. 3, pp. 393-402, 2007.
- [20] I.-M. Chen, J. Angeles, y C. Li, "The management of parallel-manipulator singularities using joint-coupling," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 773-778, 2003.
- [21] J. Gallardo, J. Rico, A. Frisoli, D. Checcacci, y M. Bergamasco, "Dynamics of parallel manipulators by means of screw theory", *Mechanism and machine theory*, vol. 38, no. 11, pp. 1113-1131, 2003.
- [22] N. Andreff, P. Renaud, P. Martinet, y F. Pierrot, "Vision-based kinematic calibration of an H4 parallel mechanism: practical accuracies", *Industrial Robot: An international journal*, vol. 31, no. 3, pp. 273-283, 2004.
- [23] W. Zhou, W. Chen, H. Liu, y X. Li, "A new forward kinematic algorithm for a general Stewart platform", *Mechanism and Machine Theory*, vol. 87, pp. 177-190, 2015.
- [24] J. Wang y O. Masory, "On the accuracy of a Stewart platform. I. The effect of manufacturing tolerances", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, pp. 114-120, 1993.
- [25] M. Dehghani, M. Ahmadi, A. Khayatian, M. Eghtesad, y M. Yazdi, "Vision-based calibration of a Hexa parallel robot", *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 41, no. 3, pp. 296-310, 2014.

- [26] L. Song, W. Wu, J. Guo, y X. Li, "Survey on camera calibration technique", *Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 5th International Conference*, vol. 2, pp. 389-392, 2013.
- [27] E. J. González-Galván, "Notas sobre Teoría de Estimación aplicada a la Robótica", Universidad Autónoma de San Luis Potosí, Notas de curso.
- [28] T. A. Varkonyi, I. J. Rudas, P. Pausits, y T. Haidegger, "Survey on the control of time delay teleoperation systems", *18th International Conference on Intelligent Engineering Systems*, pp. 89-94, 2014.
- [29] Y.-C. Liu y N. Chopra, "Semi-autonomous teleoperation in task space with redundant slave robot under communication delays", *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 679-684, 2011.
- [30] J. Guo, S. Guo, X. Wei, y Q. Gao, "A Novel tele-operation controller for wireless microrobots in-pipe with hybrid motion", *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 76, pp. 68-79, 2016.
- [31] C. Zandsteeg, D. Bruijnen, y M. Van de Molengraft, "Haptic tele-operation system control design for the ultrasound task: A loop-shaping approach", *Mechatronics*, vol. 20, no. 7, pp. 767-777, 2010.
- [32] X. Tang y H. Yamada, "Tele-operation construction robot control system with virtual reality technology", *Procedia Engineering*, vol. 15, pp. 1071-1076, 2011.
- [33] F. Shu, "High-Precision Calibration Approaches to Robot Vision Systems", Universidad de Hamburgo, Tesis doctoral, 2010.
- [34] P. Renaud, N. Andreff, G. Gogu, y P. Martinet, "On vision-based kinematic calibration of a Stewart-Gough platform", *11th World Congress in Mechanism and Machine Science*, pp. 1906-1911, 2004.
- [35] H. S. Chen, *Error Analysis of Camera-Space Manipulation*. ProQuest, 2007.
- [36] P. I. Corke, "Visual control of robot manipulators-a review," *Visual servoing*, vol. 7, pp. 1-31, 1993.
- [37] P. I. Corke, *Visual Control of Robots: high-performance visual servoing*. Research Studies Press Baldock, 1996.
- [38] T. Dallej, N. Andreff, y P. Martinet, "Visual servoing of Par4 using leg observation", *32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 7-10, 2006.

- [39] E. Ozgur, R. Dahmouche, N. Andreff, y P. Martinet, "A vision-based generic dynamic model of PKMs and its experimental validation on the Quattro parallel robot", *Advanced Intelligent Mechatronics, IEEE/ASME International Conference*, pp. 937-942, 2014.
- [40] L. Ángel, J. Sebastian, A. Traslosheros, F. Roberti, y R. Carelli, "Visual servoing of a parallel robot system", *European Control Conference*, pp. 1463-1470, 2007.
- [41] A. Traslosheros, J. M. Sebastián, J. Torrijos, R. Carelli, y E. Castillo, "An inexpensive method for kinematic calibration of a parallel robot by using one hand-held camera as main sensor", *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 9941-9965, 2013.
- [42] E. J. González-Galván, F. Pazos-Flores, S. B. Skaar, y A. Cárdenas-Galindo, "Camera pan/tilt to eliminate the workspace-size/pixel-resolution tradeoff with camera-space manipulation", *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 18, no. 2, pp. 95-104, 2002.
- [43] A. Cárdenas, B. Goodwine, S. Skaar, y M. Seelinger, "Vision-based control of a mobile base and on-board arm", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 22, no. 9, pp. 677-698, 2003.
- [44] R. Hartley y A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge University press, 2003.
- [45] E. J. Gonzalez-Galvan y S. B. Skaar, "Efficient camera-space manipulation using moments", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 4, pp. 3407-3412, 1996.
- [46] A. García, "Implementación de un método de calibración aplicado al control basado en visión de un robot manipulador y comparativa experimental con el método CSM", Tesis doctoral, 2007.
- [47] G. García, A. Cárdenas, J. M. Rendón-Mancha, y M. Maya, "Método CSM basado en Modelo de Cámara Lineal para manipulación y estiba robotizada de envases de productos", XIII Congreso Mexicano de Robótica. Mathehuala, San Luis Potosí, México.
- [48] J. M. Rendón-Mancha, A. Cárdenas, M. A. García, E. González-Galván, y B. Lara, "Robot positioning using camera-space manipulation with a linear camera model", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 26, no. 4, pp. 726-733, 2010.

- [49] Y. Liu, D. Shi, y S. Baard Skaar, "Robust industrial robot real-time positioning system using VW-camera-space manipulation method", *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 41, no. 1, pp. 70-81, 2014.
- [50] E. J. González-Galván, S. R. Cruz-Ramirez, M. J. Seelinger, y J. J. Cervantes-Sánchez, "An efficient multi-camera, multi-target scheme for the three-dimensional control of robots using uncalibrated vision", *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 19, no. 5, pp. 387-400, 2003.
- [51] S. Dan, "Optimal state estimation Kalman H and nonlinear approaches", ed: New York: Wiley Interscience Publication, 2006.
- [52] G. Welch y G. Bishop, "An introduction to the Kalman filter", Universidad de Carolina del Norte, Notas de curso, 1995.
- [53] C. Fernández Caramés, "Técnicas de navegación para un robot móvil utilizando sistemas de razonamiento espacial", Universidad de Salamanca, Tesis doctoral 2012.
- [54] B. P. Gibbs, *Advanced Kalman filtering, least-squares and modeling: a practical handbook*. John Wiley & Sons, 2011.