



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA

Control de manipuladores robóticos
basado en servovisión

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

Doctor en Ingeniería

PRESENTA:

Angel Luis Rodríguez Morales

Director de tesis:
Dr. Yu Tang Xu



2012

Presidente: Dr. Luis Agustín Álvarez-Icaza Longoria

Secretario: Dr. Marco Arteaga Pérez

Vocal: Dr. Yu Tang Xu

1er Suplente: Dr. Saúl Daniel Santillán Gutiérrez

2o Suplente: Dr. Rubén Alejandro Garrido Moctezuma

Fecha del examen de grado:

Dedicatoria:

Para el amor de mi vida, Arely.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento a mi Tutor y Director de tesis, Dr. Yu Tang Xu; por todo su tiempo, paciencia y dedicación. Su capacidad de trabajo y su pasión por la investigación han sido un gran ejemplo que me ha enriquecido en aspectos profesionales y personales, trabajar a su lado ha sido un privilegio. Gracias sobre todo por su amistad.

A mi amada esposa M.I. Arely Ruiz Soto; por el amor y comprensión; porque a pesar de las adversidades aceptó estar a mi lado y con su fortaleza ha sido un gran ejemplo de vida. Gracias por todo el apoyo en los momentos difíciles que hemos vivido a lo largo de la vida y especialmente en los últimos años en los que se ha realizado el presente trabajo.

Al Dr. Saúl D. Santillán Gutierréz, por su invaluable amistad, consejos, el apoyo incondicional y enseñarme a ver los proyectos desde diferentes perspectivas.

Al Dr. Marcelo López Parra, por su amistad, por compartir sus conocimientos y la constante ayuda que me ha brindado.

A mi comité tutorial; Dr. Luis A. Álvarez-Icaza Longoria, Dr. Marco A. Arteaga Pérez, Dr. Rubén A. Garrido Moctezuma, Dr. Saúl D. Santillán Gutierréz por sus consejos y correcciones que han ayudado de sobremanera a mejorar el presente trabajo de investigación.

A M.I. Angélica Ileana Grave Aguilar, por compartir la visión de diseñar un observador de profundidad.

Al M.I. Rafael G. Chavez y Sr. Miguel Angel Bautista; por compartir sus conocimientos, amistad y asesorías en Latex.

A la Universidad Nacional Autónoma de México, a la Facultad de Ingeniería y al Centro de Física Aplicada y Tecnología Avanzada por abrirme

las puertas del conocimiento, brindarme las instalaciones y el apoyo institucional para lograr los objetivos concernientes al desarrollo del proyecto de investigación.

A mis compañeros y amigos, Dr. Juan C. Martínez Rosas, Dr. Marcos A. González Olvera, M.I. Emilio A. Sánchez Medina; por todo el apoyo y momentos compartidos.

Al Dr. Achim M. Loske Melhing por su gran apoyo y comprensión sin los cuales no hubiera sido posible la culminación de esta tesis; por darme la oportunidad de colaborar en el Laboratorio de Ondas de Choque y mostrarme lo apasionante del trabajo biomédico.

Al M.C. Francisco Fernández por todos los consejos y palabras de aliento; por enseñarme estrategias para el diseño de los sistemas de potencia utilizados en el presente trabajo y por mostrarme que el día tiene 36 hrs.

Al M.I. Guillermo Vázquez, por toda la ayuda brindada en los sistemas de cómputo.

Al Jefe del taller de CFATA Sr. René Presa, por su apoyo al enseñarme técnicas en la manufactura metal mecánica y en la elaboración de piezas de precisión para la construcción de los robots.

A mis amigos del Centro de Investigación en Micro y Nanotecnología de la Universidad Veracruzana; Dr. Agustín L. Herrera, Dr. Leandro García, Dr. Angel Saucedo, Dra. Claudia Mendoza, Dr. Víctor Altuzar, Dr. Enrique Morales; por su apoyo e invaluable amistad.

A mi familia; Lic. Ma. Eugenia Morales, gracias mami por tu amor y ser un ejemplo. mtro. Gilberto D. Rodríguez, gracias hermano por tu cariño; Gilbert, Alison, Rebeca, Greta, Israel y Águeda, mis queridos sobrinos, gracias por comprender que no siempre puedo estar cerca.

Gracias especiales al Gobierno de la República Mexicana ya que por medio de las Instituciones de apoyo a la ciencia y tecnología fui beneficiado con las becas que se enumeran a continuación:

1. **GTO-006-CO1-1927**, Agosto 2006 a Enero 2007.

2. **Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT)**, Febrero 2007 a Mayo de 2010.

Finalmente, quiero extender mi agradecimiento a todas las personas que participaron de alguna manera para que pudiera seguir mis ideales.

Resumen

Una tarea típica en el área de control de robots manipuladores es que el efector de un robot pueda posicionarse en una coordenada y permanecer ahí aun en presencia de perturbaciones (control de regulación) o seguir una trayectoria definida por el usuario (control de seguimiento). La especificación de estas tareas se hace en función de la posición y orientación (postura) del efector. Típicamente el control de robots se hace en el espacio de las variables articulares. Sin embargo, cuando se realiza control basado en imagen sin la utilización de encoders (problema de servo-visión) resulta complicado obtener la posición articular debido a las limitantes ópticas del sistema o a efectos tales como oclusión. Para este fin en el presente trabajo de tesis se diseñó un observador geométrico de profundidad para obtener las coordenadas del efector. El objetivo de control consiste, en principio, en colocar el efector en una posición deseada en el espacio de trabajo y posteriormente evaluar el seguimiento de una trayectoria. Para lograr este objetivo se agrupa la dinámica del robot con la dinámica de la cámara. Se modela con el formalismo lagrangiano empleando la energía cinética y potencial del robot en el espacio de imagen. Los parámetros del modelo completo se identificaron utilizando el método de mínimos cuadrados fuera de línea con un modelo parametrizado. El modelo obtenido fue validado mediante simulaciones y experimentos, en los que se aplica el mismo torque al modelo físico y al modelo virtual basado en imagen y se comparan las salidas articulares. El enfoque propuesto permite construir un modelo del robot en el espacio de imagen y diseñar el controlador para tal modelo, simplificando significativamente el diseño del controlador. Para este fin se consideran esquemas de control basados en pasividad. La validación del punto de vista de esta tesis es demostrada teórica y experimentalmente.

Índice general

Índice de figuras	xI
Índice de tablas	xv
1. Introducción	1
1.1. El estado del arte	2
1.1.1. Control de robots	2
1.1.2. Control de robot basado en visión	4
1.1.3. Configuraciones básicas de los sistemas de visión	7
1.2. Objetivo de la tesis	15
1.3. Formulación del problema	17
1.3.0.1. Caso robot 2 gdl	17
1.3.0.2. Caso robot 3 GDL	20
1.3.1. Suposiciones	20
1.4. Aportaciones	21
1.5. Estructura de la tesis	22
2. Descripción y modelado de sistemas de robots para el control retro visual	25
2.1. El robot manipulador	25
2.1.1. Cinemática del robot	26
2.1.2. Cinemática directa	27
2.1.3. Cinemática inversa	31
2.1.4. Dinámica del manipulador	35
2.1.4.1. Ecuaciones de movimiento de Lagrange	35
2.1.4.2. Modelo dinámico del robot RRR	36

ÍNDICE GENERAL

2.1.5.	Identificación paramétrica del robot	37
2.1.6.	Validación del modelo	39
2.2.	Visión computacional	42
2.2.1.	Plataforma de visión	44
2.2.1.1.	Adquisición de la imagen	46
2.2.2.	Procesamiento de imágenes	47
2.2.2.1.	Segmentación	47
2.2.2.2.	Características binarias de la imagen	49
2.2.2.3.	Calidad de la imagen	51
2.2.2.4.	Requerimientos de video para control servo-visual	52
2.2.3.	Calibración de la cámara	54
2.2.3.1.	Modelo de la cámara	54
2.2.3.2.	Calibración fotogramétrica	55
2.2.3.3.	Simulación de la cámara virtual	59
2.2.3.4.	Experimento de calibración de la cámara	60
2.2.3.5.	Resumen de resultados	62
3.	Modelado del robot en el espacio de imagen	65
3.1.	Modelado del robot	65
3.1.1.	Dinámica del robot	65
3.1.2.	Dinámica de imagen del robot	66
3.2.	Validación del modelo	67
3.2.1.	Identificación paramétrica de los robots basada en imagen	68
3.2.1.1.	Estimación de la posición 3D del efector	70
3.2.1.2.	Resultados de simulación	71
3.2.1.3.	Validación experimental del modelo	72
3.2.2.	Validación experimental 2D	73
3.2.3.	Validación experimental 3D	75
3.2.4.	Conclusión	79
4.	Control de robots basado en retro visual	83
4.1.	Diseño de control para robots planares	83
4.1.1.	Diseño del controlador IBVS	84
4.1.2.	Resultados de simulación y experimentación	86

4.1.2.1. Resultados de simulación	86
4.1.2.2. Resultados experimentales	87
4.2. Diseño de control para robots 3D	89
4.2.1. Cinemática directa del robot	89
4.2.2. Modelo de la cámara para el control en 3D	89
4.2.3. Dinámica del robot en el espacio de imagen	91
4.2.4. Diseño del controlador IBVS	92
4.2.5. Resultados simulados y experimentales	95
5. Conclusiones y trabajos futuros	99
5.1. Conclusiones	99
5.1.1. Resultados de las pruebas	100
5.1.2. Objetivos logrados	101
5.2. Trabajos futuros	101
A. Diseño mecánico del robot RRR	103
B. Diseño electrónico del robot RRR	113
Bibliografía	115

ÍNDICE GENERAL

Índice de figuras

1.1. Esquema general de control en coordenadas articulares.	4
1.2. Esquema general de control en coordenadas de postura.	4
1.3. Arquitectura de cámara fija.	8
1.4. Arquitectura de cámara móvil.	9
1.5. Control visual basado en posición (IPVS).	10
1.6. Control visual basado en imagen (IBVS).	11
1.7. Control visual 2.5D.	12
1.8. Configuración mirar y mover dinámico.	13
1.9. Control visual directo.	13
1.10. Robot planar 2 g.d.l.	14
1.11. Robot planar 2 g.d.l. vista superior.	15
1.12. Robot 3D RRR.	16
1.13. Modelo Lagrangiano basado en imagen.	17
1.14. Estructura del robot y la cámara.	18
1.15. Estructura de la cámara y robot RRR.	23
2.1. Detalle de la articulación del hombro del robot.	27
2.2. Plataforma RRR.	28
2.3. Sistema coordinado para el robot RRR.	29
2.4. Modelo cinemático del robot RRR.	30
2.5. Vistas lateral y superior del modelo del robot RRR.	32
2.6. Vista combinada para análisis cinemático del robot RRR.	33
2.7. Señales aplicadas a las articulaciones para identificación paramétrica.	39
2.8. Esquema del proceso de identificación de parámetros.	41
2.9. Esquema del proceso de validación.	41

ÍNDICE DE FIGURAS

2.10. Respuesta del robot planar físico y virtual, posiciones.	42
2.11. Respuesta del robot RRR físico y virtual, posiciones.	43
2.12. Formación de la imagen en humanos.	44
2.13. Modelo de proyección prespectiva.	45
2.14. Procesamiento de escena a región de interés.	46
2.15. Secuencia del procesamiento de imagen.	48
2.16. Robot visto desde la computadora en escala de grises.	49
2.17. Proceso para la generación de imágenes.	50
2.18. Imagen en escala de grises con segmentación.	51
2.19. Detalle del codo del robot en escala de grises.	52
2.20. Área de interés del codo del robot.	52
2.21. Traslape de las subáreas.	53
2.22. Modelo pin-hole.	55
2.23. Cubo para calibración.	57
2.24. Diagrama a bloques de la cámara virtual.	60
2.25. Cubo y aristas en proyección.	61
2.26. Punto principal de la imagen.	62
2.27. Cámara robot y ejes para validación.	64
3.1. Plataforma de control servo visual.	69
3.2. Diagrama a bloques de la plataforma experimental.	72
3.3. Cambio de dimensión aparente, perspectiva de fondo.	72
3.4. Cambio de dimensión aparente, perspectiva de frente.	73
3.5. Respuesta de q_1 con parámetros simulados y calculados.	74
3.6. Respuesta de q_2 con parámetros simulados y calculados.	74
3.7. Error de respuesta por diferencia de parámetros.	75
3.8. Diagrama a bloques del proceso de validación.	75
3.9. Curvas de posición articular.	76
3.10. La posición articular medida en el plano de imagen (ϕ) y la salida del modelo ($\hat{\phi}$).	77
3.11. Diagrama de la plataforma experimental.	77
3.12. Plataforma experimental: Robot RRR.	78
3.13. Identificación de la dinámica de imagen del robot.	79

ÍNDICE DE FIGURAS

3.14. Validación de la dinámica de imagen del robot.	80
3.15. Implementación del proceso de simulación de la identificación del robot RRR.	80
3.16. Resultados de validación de la simulación de identificación del robot RRR.	81
3.17. Proceso de la imagen en Simulink del robot RRR.	81
4.1. Simulación servo visual: ϕ and ϕ_d en regulación.	87
4.2. Simulación servo visual: ϕ and ϕ_d en seguimiento.	87
4.3. Experimento de servo visión: Regulación de la articulación en imagen ϕ y ϕ_d	88
4.4. Experimento de servo visión: Seguimiento de la articulación en imagen ϕ y ϕ_d	88
4.5. Posición del espacio de imagen y el espacio articular.	90
4.6. Representación de la dinámica de imagen del robot.	91
4.7. Experimento servo visual: regulación.	96
4.8. Experimento servo visual: seguimiento de una trayectoria en el espacio de imagen.	96
4.9. Experimento servo visual: control de los pares de las articulaciones. . .	97
4.10. Experimento servo visual: la trayectoria en imagen y la trayectoria desea- da.	97
A.1. Plano 1.	104
A.2. Plano 2.	105
A.3. Plano 3.	106
A.4. Plano 4.	107
A.5. Plano 5.	108
A.6. Plano 6.	109
A.7. Plano 7.	110
A.8. Plano 8.	111
B.1. Plano 9.	113
B.2. Plano 10.	114
B.3. Plano 11.	114

ÍNDICE DE FIGURAS

Índice de tablas

2.1. Parámetros DH del robot RRR	31
2.2. Parámetros del experimento del robot RRR	31
2.3. Parámetros de la articulación 1	40
2.4. Parámetros de la articulación 2	40
2.5. Parámetros de la articulación 3	40
2.6. Parámetros de calibración	62
2.7. Comparativa del método de calibración	63
3.1. Principales parámetros de la cámara	70
3.2. Punto de operación	70
3.3. Características de la lente	71
3.4. Parámetros estimados de la dinámica de la imagen del robot.	78

ÍNDICE DE TABLAS

Capítulo 1

Introducción

El estudio de la interacción de sensores visuales especializados y sistemas robóticos ha sido objeto de interés en la investigación en las últimas décadas. La investigación se ha enfocado al caso en que el robot interactúa con objetos estáticos o móviles con posición no conocida o parcialmente conocida. La idea del sistema servo visual es guiar el sistema a controlar mediante información visual, utilizando una o varias cámaras. La aplicación del servo visual implica extraer de las imágenes capturadas ciertas características, ya sean del robot o del objeto de interés sobre el cual se lleva a cabo el objetivo de control, para proporcionar información al sistema de control del robot. Todo esto es posible gracias a la tecnología informática, ya que hace factible el empleo de cámaras para la retroalimentación en tiempo real en el control de robots. A este problema frecuentemente se le conoce como **problema de seguimiento visual**. Sin embargo, cuando las aplicaciones robóticas implican tareas especializadas ya sea en velocidad o precisión, los sistemas visuales aún no tienen la capacidad para resolver esta problemática, dado que introducen tiempos de latencia importantes al proceso y por lo general presentan un nivel significativo de cuantificación y discretización. Por otro lado, existen aplicaciones en ambientes dinámicos no estructurados en donde la solución más simple es introducir un sistema de visión al proceso. Un ejemplo de aplicación, es en robótica quirúrgica, donde el robot manipula una prótesis que debe ser insertada en un hueso. El sistema de control tiene información visual de la forma del hueso y la manera en que debe ser adaptada la prótesis. Para este ejemplo resulta fácil de ver que la imagen proveniente del tomógrafo en relación a la forma y posición del hueso es el espacio de trabajo del robot y por tanto puede diseñarse una trayectoria para el obje-

tivo de la intervención. Otro ejemplo de aplicación es en los procesos de manufactura, donde dadas las características del robot y el entorno, resulta complicado y con un alto importe económico la inserción de sensores. En general estos robots operan en lazo abierto, sin embargo, un algoritmo de control visual es económicamente factible para el mejor desempeño de la tarea del robot operando en control con retroalimentación.

Una aplicación importante que motivó el desarrollo del presente trabajo doctoral, es la implementación de un sistema de control para el corte de piezas de piel, en el proceso de fabricación de zapatos con la empresa *FLEXI S.A. de C.V.* Inicialmente, un sistema de visión identifica el perímetro de una pieza de piel, posteriormente, el sistema determina las áreas en las cuales hay diferentes niveles de calidad. Extrayendo información de la base de datos se seleccionan las piezas a cortar. Un algoritmo realiza el acomodo de las piezas (*nesting*) que integran los zapatos de tal forma que se aproveche al máximo la piel. Las trayectorias definidas en la etapa anterior, definen el comportamiento del robot. La idea de utilizar un sistema de control basado en información visual, es debido a que se puede tener conocimiento del área de trabajo (piel) en todo el proceso de corte.

1.1. El estado del arte

1.1.1. Control de robots

El problema central en el diseño de los sistemas de control de robots es asegurar que el sistema de lazo cerrado resultante cumpla con ciertas especificaciones de desempeño. El criterio básico es que permanezca estable y que los errores permanezcan pequeños aun en presencia de perturbaciones moderadas. Un sistema de control en lazo cerrado diseñado de manera inapropiada puede llevar al robot a una condición inestable, comúnmente se aprecia este efecto cuando los errores tienden a incrementarse con el tiempo.

Fundamentalmente en los sistemas de control, la idea es determinar los torques necesarios para que el robot satisfaga un objetivo de control planteado. Este objetivo puede ser de fuerza, velocidad, posición, etc. En el caso de esta tesis, se considera el objetivo de control de posición y seguimiento, que consiste en seguir una trayectoria deseada del efector en el espacio de postura.

En los robots manipuladores, las acciones de control, son planeadas en el espacio articular, sin embargo, la especificación de las tareas a realizar, (trayectorias de posición

y orientación deseadas) se hace en el espacio de postura (espacio cartesiano). Por tanto hay dos clases generales de esquemas de control, denominados **Esquema de control en el espacio articular** y **esquema de control en el espacio de postura** (Sciavicco y Siciliano, 2000). Las Figuras (1.1) y (1.2) muestran los esquemas generales de control.

Takegaki y Arimoto (1981) presentaron por primera vez el control PD con compensación de gravedad para robots manipuladores con articulaciones rotacionales. En ese trabajo se demostró que el equilibrio deseado es globalmente asintóticamente estable si la ganancia proporcional es suficientemente grande en algún sentido. Una década después Tomei (1991) demostró que una condición suficiente para lograr los resultados de Takegaki y Arimoto (1981) es que la menor ganancia proporcional sea mayor que la norma de la matriz Jacobiana del vector de pares gravitacionales. Posteriormente en los trabajos de Slotine y Li (1996) empleando la propiedad de pasividad se determinó la estabilidad global ante esquemas de seguimiento. En el trabajo de Kelly (1997) se mostró que existe un único equilibrio que es globalmente asintóticamente estable no obstante la existencia de incertidumbre en el término de pares gravitacionales. Sin embargo, se reconoce que en tal punto de equilibrio se tiene un error de posición diferente de cero. En los estudios reportados actualmente sobre el control PD con término de compensación gravitacional de robots manipuladores se considera que no existe dinámica de los actuadores. Por tanto, se considera que el par aplicado a los actuadores es la señal de control, cuando en realidad es el voltaje aplicado a los motores el que a nivel experimental se manipula directamente y el par es el resultado de la dinámica eléctrica de los actuadores. Tal suposición es válida desde el punto de vista en el que cualquier dinámica eléctrica colocada entre la señal de control y el par generado complica el diseño del controlador (Ailon, et al., (2000)). El punto de vista de esta tesis es diseñar un control basado en imagen para un sistema en donde las dinámicas de la parte mecánica, eléctrica y procesamiento de imagen sean agrupadas en un sólo modelo en el espacio de imagen. Sobre este modelo se diseña la ley de control.

El problema de control en el espacio articular se puede resolver en dos partes. En principio, se calcula la cinemática inversa para transformar el movimiento del espacio de postura al espacio articular. Posteriormente, se diseña el controlador en espacio articular que permite el seguimiento de las nuevas referencias articulares. La desventaja más clara es que las coordenadas de postura quedan fuera del lazo de retroalimentación y son controladas en malla abierta a través del mecanismo del robot, expresado mediante

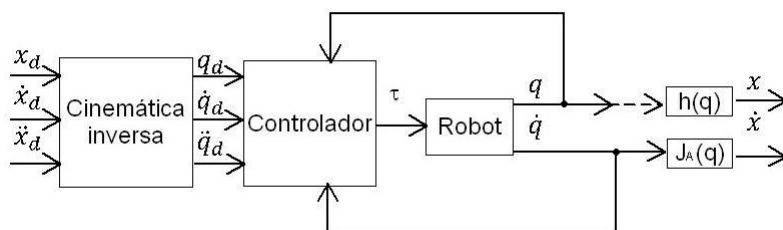


Figura 1.1: Esquema general de control en coordenadas articulares.

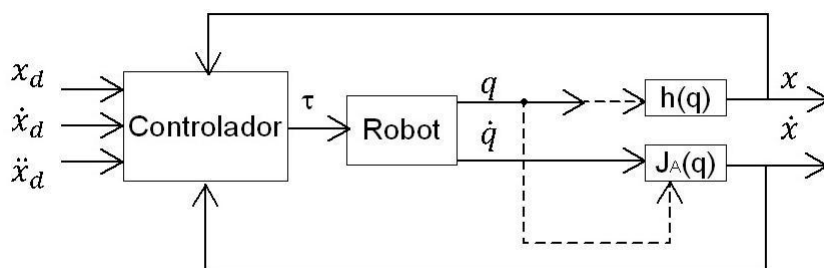


Figura 1.2: Esquema general de control en coordenadas de postura.

la cinemática directa. Por tanto, cualquier incertidumbre en la estructura causa una pérdida de exactitud en la postura del efector.

El control en el espacio de postura observa al robot, control y trayectorias deseadas como un solo objeto dinámico por lo tanto que requieren algoritmos más complejos debido a que la cinemática inversa está ahora incluida dentro del lazo de retroalimentación. Este atributo conceptual da la posibilidad de actuar directamente sobre las variables de postura; ésta es una ventaja, puesto que por lo general la postura del efector no es medida directamente, sino calculada usando la cinemática directa a partir de mediciones de las coordenadas articulares. Esto implica mayor precisión en el desempeño del robot.

1.1.2. Control de robot basado en visión

Dentro de los procesos de producción, modernización e innovación, la robótica ocupa un papel preponderante, ya que éstos pueden desempeñarse en tareas de alta precisión

y velocidad, además de ser una buena solución para sustituir al hombre en tareas repetitivas o de alto riesgo. No obstante, aún comparados con las habilidades humanas, presentan una gran desventaja, ya que no pueden tener información total de su entorno, esto es, no tienen percepción de lo que están haciendo. La percepción es una de las facultades más importantes de los seres vivos, el cerebro es capaz de interpretar información del entorno y convertirla en conceptos abstractos. Desde el punto de vista de ingeniería extraer la información de una escena es un problema complejo ya que es necesario identificar los elementos importantes para una tarea definida. Para esto, se utilizan filtros y algoritmos que reducen el costo computacional. El control servo-visual es una aplicación de la percepción visual. Esto involucra el uso de cámaras, así como diferentes estructuras en los sistemas de visión. Existen diversos tipos de estos sistemas, clasificados de acuerdo al número y tipos de cámaras utilizadas. Para aplicaciones robóticas donde está involucrada la alta precisión y/o rapidez, se utilizan cámaras especializadas y algoritmos que extraen la información de éstas. Esta información es llevada a controladores para tomar alguna acción de compensación. El uso de información visual como retroalimentación dio origen a un nuevo concepto llamado servo visual, presentado a finales de la década de 1970 por Hill y Park (1979). Un sistema de servo-visión, utiliza una o más cámaras conectadas a un sistema de visión con la finalidad de colocar el efector en una posición deseada. Existen otras arquitecturas tales como "mirar y mover" (San, (1980)) (look and move) en la cual, el sistema de visión es usado en un primer lazo de retroalimentación para proveer los puntos de entrada para el control a nivel articular, mismo que se encuentra en un segundo lazo interno donde se retroalimenta la información articular del robot. Por otro, lado una ventaja del servo visual es la utilización de un solo lazo de control, en el cual, se calculan las consignas para cada una de las articulaciones del robot.

Incorporar un sistema de visión dentro de un lazo de control representa una alternativa atractiva que ha llamado la atención de los investigadores en diferentes áreas de ingeniería y ciencia. En el caso de control de robots, se ha concentrado en diseñar algoritmos de control usando información visual para el problema de posicionamiento (regulación) o seguimiento a una trayectoria. Los esquemas de control, según el espacio en donde se desarrolla, se han clasificado como basado en imágenes o basado en posición (Hutchinson et al. (1996)).

Básicamente se tienen 3 enfoques para el control servo-visual:

- Matriz de interacción
- Reconstrucción del espacio de imagen
- Servo visual dinámico

La matriz de interacción también conocida como el Jacobiano de la imagen, es la relación de las velocidades articulares en el plano de imagen. Esto es, supóngase que se tiene un sistema de cámara fija que observa el movimiento del efector de un robot. Partiendo de las imágenes obtenidas, el sistema de visión extrae un punto característico situado en el efector del robot. En cierto intervalo de tiempo, el punto se moverá a cierta velocidad de rotación y traslación con respecto al marco referencial de la cámara. El sistema de visión capta la evolución temporal en el plano de imagen. El Jacobiano de la imagen es una expresión en forma de matriz que relaciona las velocidades de las articulaciones en el plano de imagen con las velocidades (rotación y traslación) relativas de los puntos característicos correspondientes con respecto al marco referencial de la cámara. De esta forma es posible conocer como cambian las características en el plano de imagen cuando se produce un cambio en el extremo del robot en movimiento. Este método a nivel práctico resulta complicado de implementar ya que se requiere la derivada de la posición en el plano de imagen, ésto implica que se introduzca cierta cantidad de ruido al sistema. Por otro, lado se requiere estimar el valor de la coordenada de profundidad del efector con relación al marco de la cámara. Por tanto, cualquier esquema de control que utilice esta forma de la matriz de interacción debe estimar o aproximar el valor de tal profundidad (problema de *range identification*). De forma similar, los parámetros intrínsecos de la cámara están involucrados en el cálculo de las coordenadas (x,y) del espacio de trabajo.

El esquema servovisual dinámico se basa en la extracción de las características observadas en la imagen sobre las cuales se realiza la tarea de control. La entrada de referencia en el lazo de control es la posición deseada del robot. Es fácil de ver la necesidad de estimar la localización de los puntos característicos del robot, por tanto se han realizado trabajos para la estimación de la coordenada de profundidad vista desde el plano de imagen (Gosh et al., (1994)). Dentro de los trabajos de reconstrucción cabe mencionar la contribución de DeMenton (1995) en el cual, se propone una técnica interactiva que permite la estimación de la posición de un objeto a partir de 4 puntos

o más no coplanares, o a partir de 4 puntos coplanares en el trabajo reportado por Oberkampf (1996). Wilson (1996) hace uso de un filtro de Kalman para estimar la posición relativa entre la cámara y el objeto. En este último trabajo se desarrolla un regulador PD en el espacio articular. Sandini y Grosso (1996) estiman el estado del efector final de un robot a partir de la medida del flujo óptico con dos cámaras fijas. En los trabajos de Martinet (1999) y Cervera (2003) se emplean sistemas estereoscópicos para su implementación en sistemas de control visual basados en posición, así como la inclusión de características 3-D en los sistemas de control visual basados en imagen. En todos estos trabajos se requiere del conocimiento de puntos característicos del robot. Sin embargo, en el trabajo de Crétual y Chaumette (2001) la idea desarrollada es utilizar el movimiento en la imagen como la entrada del sistema de control, ya que se puede estimar la profundidad sin un conocimiento a priori de la escena observada. Bajo este concepto, Ma et al., (2007) presenta un observador no lineal para el identificación de profundidad de un objeto en movimiento, cuyo movimiento se describe por un sistema lineal con coeficientes parcialmente desconocidos. Posteriormente, Kawai et al., (2008) reportan un artículo sobre el control y la estimación de la dinámica de los sistemas de retroalimentación visual dinámica empleando una cámara fija. Se considera el problema de seguimiento retro visual en 3D utilizando la propiedad de pasividad del sistema de retroalimentación visual dinámica combinando la dinámica del manipulador y el sistema de retroalimentación visual. La presente tesis se enfoca en una tendencia similar, con la diferencia en que se reconstruye el modelo del robot (incluyendo la dinámica del sistema de visión) en el espacio de imagen y en función de este modelo se diseña el controlador.

Existen diversas configuraciones para el control servovisual dinámico, éstas se describen en la siguiente subsección.

1.1.3. Configuraciones básicas de los sistemas de visión

Una restricción clave en el desempeño de los robots es la presentada por los sensores que entregan la información articular al controlador. Estos pueden descalibrarse, en algunos, casos alterar su respuesta debido a envejecimiento o a la interacción con alguna variable capaz de modificar las características físicas, como por ejemplo, un campo magnético o una temperatura elevada. En general estos sensores son de posición y velocidad, rotacional o traslacional. Estos, por sí mismos sólo tienen información de la

posición relativa de las articulaciones del robot, mas no del entorno, por tanto, alguna perturbación considerable que afecte la calibración de los sensores puede resultar en la pérdida del control del robot. Un esquema de solución para esta problemática es la integración de sistemas de visión al lazo de control, ya que es factible no sólo observar el robot, sino también el espacio de trabajo en donde se desempeña alguna tarea.

Los sistemas de control se clasifican en función de la configuración física del sistema de visión, el manejo de las características extraídas de la imagen y la arquitectura del sistema robótico. Básicamente, la configuración física del sistema de visión define la relación cinemática del sistema de visión con respecto al robot y a su área de trabajo. Para este fin, pueden utilizarse uno o más sensores visuales (cámaras). Existen dos tendencias respecto a la arquitectura del sistema de visión (Hutchinson et al., 1996): cámaras fijas (Figura 1.3) en donde se capta toda la escena (*eye to hand*) y cámaras en el efector (Figura 1.4) del robot donde se observa el objetivo de la tarea y parte del entorno del mismo (*eye in hand*).

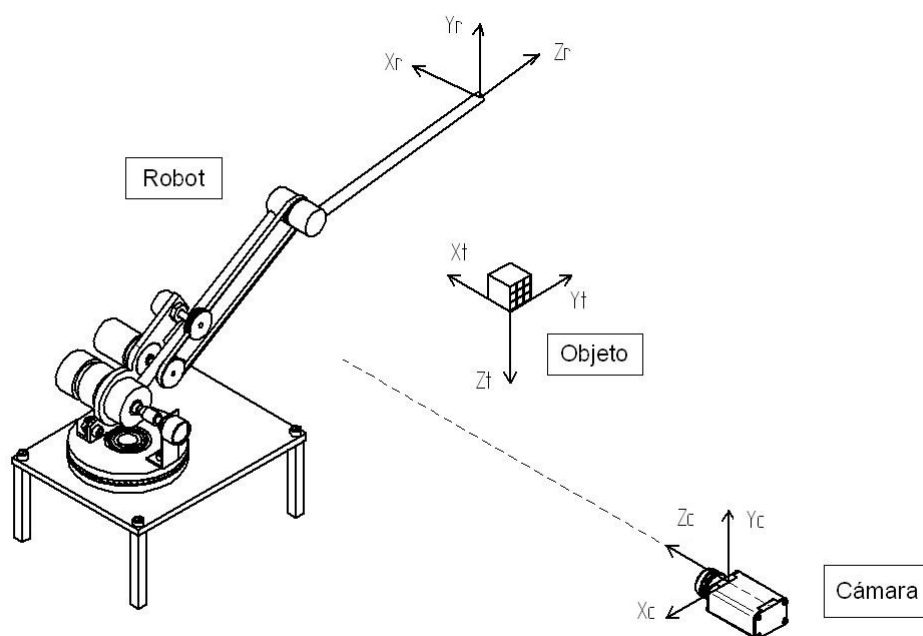


Figura 1.3: Arquitectura de cámara fija.

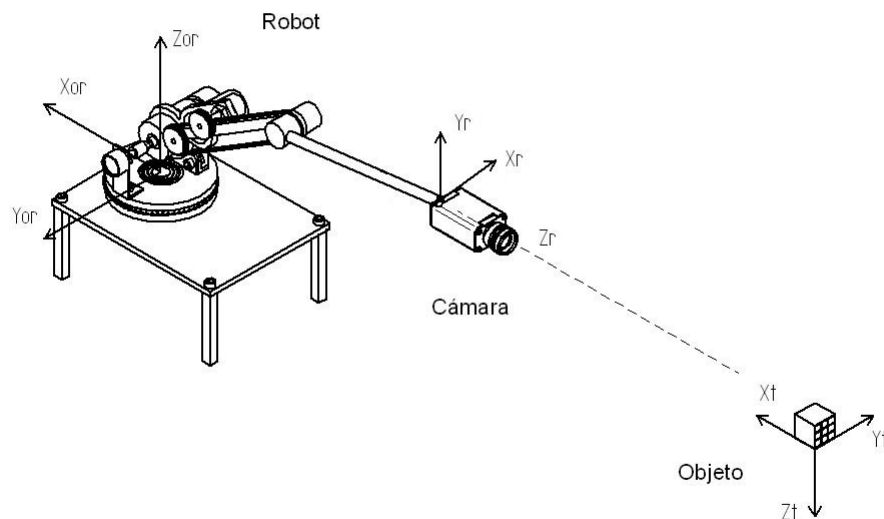


Figura 1.4: Arquitectura de cámara móvil.

Para la modalidad de cámara fija, el sistema de visión debe estar colocado en una posición tal que pueda ser observado el espacio de trabajo del robot y de manera principal el efector. En muchas ocasiones la utilización de una sola cámara no es suficiente para observar toda la escena y en otros casos la misma arquitectura del robot impide la observación del efector o algún objeto dentro del entorno de trabajo, (a este efecto se le conoce como *oclusión*). Por tanto, es más común encontrar en la configuración de cámara fija esquemas de visión estereo, ya que estos proveen mayor información visual con respecto a los sistemas de una sola cámara. Cabe mencionar que se conoce la relación entre la cámara y el sistema de referencia relacionado a la base del robot. Para el esquema en donde el sistema de visión se encuentra montado en el robot (generalmente en el efector final), la relación de la posición de la cámara y el efector es conocida y se considera constante, por tanto en el plano de imagen se tiene más información del objeto sobre el cual se efectúa una tarea. La posición del robot está implícita en la información proveniente de las imágenes.

La información visual proveniente de los dos esquemas presentados anteriormente es utilizada para el control visual. Las principales estrategias son: control basado en posición IPVS (Image position visual servoing), control basado en imagen IBVS (Image based vision servoing) (Figura 1.6) y control 2.5D (Figura 1.7). En el control basado en posición IPBS (Fig. 1.5), las características geométricas extraídas del conjunto de imágenes, son utilizadas para estimar las coordenadas de un objeto con respecto al sistema de visión. Es importante saber que esta información es el resultado del procesamiento óptico y digital de la cámara, por tanto deben considerarse los parámetros tanto intrínsecos como extrínsecos que involucra la dinámica del sistema de visión. La señal de error es generada en términos de 3D. Este método tiene como principal desventaja la dependencia a los errores presentados en el proceso de calibración, el error del modelo geométrico del objeto y en algunos casos la necesidad de información adicional para la reconstrucción de las coordenadas de los objetos en el espacio.

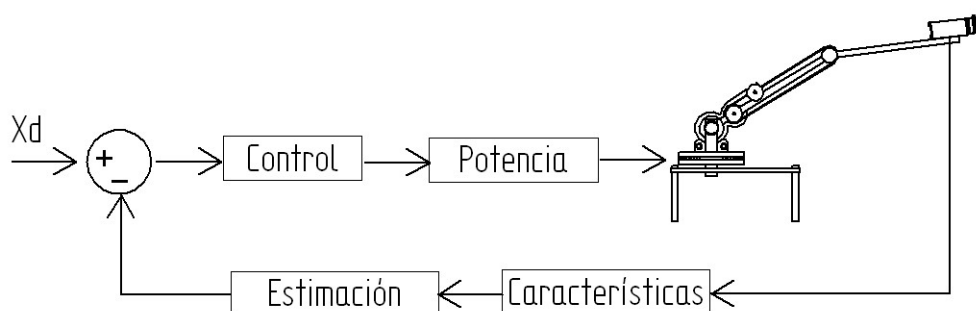


Figura 1.5: Control visual basado en posición (IPVS).

El sistema de control basado en imagen IBVS, opera directamente con las características extraídas del sistema de visión. De tal manera que la señal de error se define

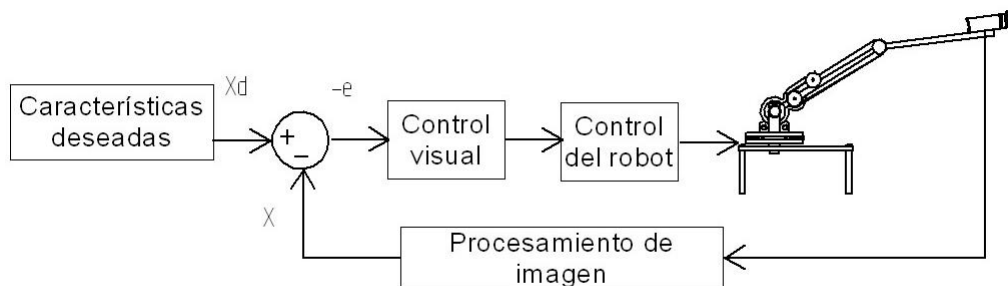


Figura 1.6: Control visual basado en imagen (IBVS).

en términos de la imagen. En general, el concepto principal para el desarrollo del controlador es la utilización de la **matriz de interacción** también conocida como **matriz Jacobiana de la imagen**. Esta matriz establece la relación en la que un cambio en la posición y orientación del objeto respecto a la cámara produce un cambio en las características de la imagen. Esta matriz puede estimarse fuera de línea o estimarse en cada ciclo de control. Sin embargo, esta última estrategia representa una carga computacional muy alta que redundante en el bajo desempeño del robot. La principal ventaja de esta estrategia de control es la precisión en el desempeño, ya que es robusta ante los errores de calibración de la cámara y no es necesario el conocimiento del objeto sobre el cual se efectúa la tarea. Algunos de los inconvenientes son el no poder asegurar la estabilidad global y la aparición de singularidades en el espacio de imagen como por ejemplo oclusiones parciales.

El control visual 2.5D (Malis et al., (1998)) (Figura 1.7) aprovecha las ventajas de los esquemas de control visual basado en imagen y control visual basado en posición. Esta combinación permite operar sin el conocimiento del modelo geométrico del objeto sobre el cual se realiza alguna tarea. Comparado con el control visual basado en imagen, asegura la convergencia de la ley de control en todo el espacio de trabajo.

Existen otras clasificaciones en función de la arquitectura del robot (San, (1980)): Control visual indirecto también conocido como "mirar y mover" (*look then move*) (Figura 1.8) y control visual directo (Figura 1.9). En el control visual indirecto se consideran dos lazos de control, el principal es el lazo visual y el secundario es el lazo de control de los actuadores (servomotores) del robot. Este esquema puede tener tendencias estáti-

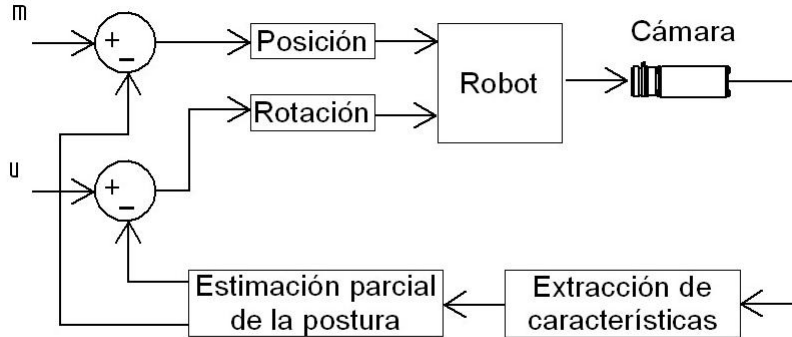


Figura 1.7: Control visual 2.5D.

cas o dinámicas. El esquema estático en principio captura la imagen, de ésta toma la información requerida para que el robot efectúe algún movimiento. Una vez concluido esto se toma una nueva imagen. Es importante señalar que el robot ejecuta la tarea considerando que el escenario es estático. Cabe mencionar que el lazo secundario de los actuadores no tiene influencia sobre el lazo principal, la única restricción es que el lazo secundario debe ser estable. En el control dinámico la captura de la imagen y el movimiento del robot son independientes. De este modo, el robot puede estar en movimiento cuando se está capturando una imagen, esto implica que los lazos de control (principal y secundario) tiene diferentes frecuencias de muestreo, en donde la frecuencia de muestreo del lazo de control visual opera a una frecuencia más baja y así se tienen valores de referencia al lazo de control interno (servomotores).

En la presente tesis se adopta el esquema de control visual basado en imagen bajo la estructura de control visual directo. Los algoritmos de control se probaron en dos plataformas: robot planar de dos grados de libertad (Figura 1.10) en donde se implementa un controlador basado en la propiedad de **pasividad**. La otra plataforma es un robot rotacional de tres articulaciones que en lo sucesivo se le denominará RRR (Figura 1.12), para evaluar el controlador y el observador para la reconstrucción de la coordenada de profundidad. Las características de ambas plataformas pueden apreciarse en el Apéndice A.

Desde el primer sistema de control basado en retro visual en la década de 1970, el progreso en el control de robots basado en la información visual ha sido lento. A partir del mediado de la década de 1990, se ha tenido una serie de resultados que resuelven

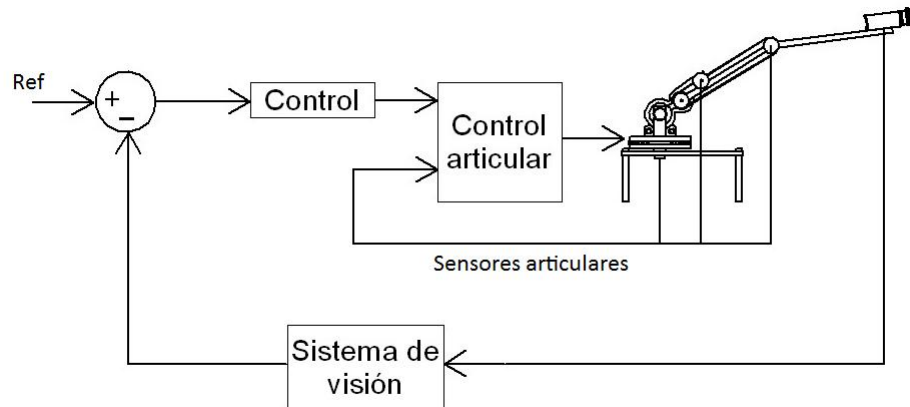


Figura 1.8: Configuración mirar y mover dinámico.

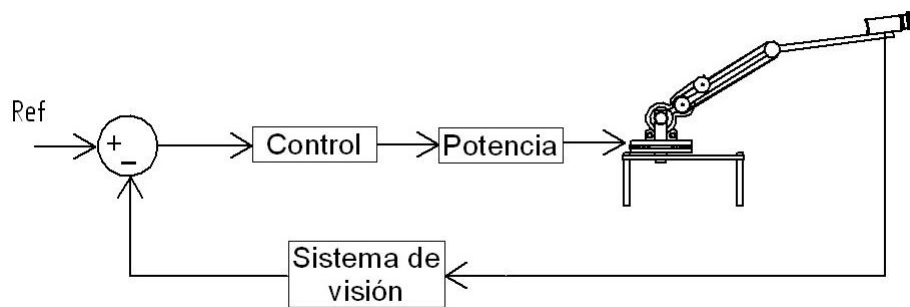


Figura 1.9: Control visual directo.

algunos problemas con el control basado en retro visual (también se conoce como servo visual). El problema de control servo visual, utilizando una sola cámara, incorpora un problema adicional: la determinación de las coordenadas de profundidad de los puntos de interés. A este problema se le conoce como *identificación de profundidad* (*range identification*).

En el trabajo de Kelly (1996) se consideró el problema de regulación de un robot basado en el modelo de la cámara, el cual se supone conocido. En este trabajo, un control tipo PD es usado y se logró la regulación asintótica de la posición. Utilizando la técnica desarrollada en Astolfi y Ortega (2003), el trabajo Astolfi et al. (2002) desarrolló un control adaptable que pudo tratar el caso en el cual los parámetros del modelo de la cámara son desconocidos. En este trabajo, sin embargo, se supone que la dinámica del



Figura 1.10: Robot planar 2 g.d.l.

manipulador es despreciable, y por tanto el problema se simplifica a uno de estabilizar la cinemática basado en la información visual. El trabajo Bishop y Spong (1997) dio a conocer un control que considera la dinámica de robot. Este control utilizó la estrategia de dinámica inversa basada en un modelo de robot conocido, más un mecanismo en tiempo real para la calibración de la cámara, y aseguró la regulación de la posición del efector. El trabajo Akella (1995) dio un control adaptable tomando en cuenta la dinámica de robot y aseguró la regulación asintótica de la posición. En todos estos trabajos, excepto el de Bishop y Spong (1997), se consideró un robot planar de 2-GDL.

Cuando el robot se mueve en el espacio tridimensional, un problema adicional en la configuración fija es estimar la posición del efector en el espacio de trabajo a partir del vector de posición (bi-dimensional) en el plano de imágenes. Este problema se reduce a su vez a la estimación de la profundidad del efector. Usando un estimador de orden cinco, el trabajo Cheng y Kano (2002) obtuvo una solución. El orden del observador fue reducido a cuatro en el trabajo de Dixon et al. (2003), y recientemente a tres en el trabajo de Karagiannis y Astolfi (2005). En todos estos trabajos, el modelo de la cámara y el modelo de movimiento del efector, se suponen conocidos exactamente. Kawai et al. (2004) establecen una retroalimentación visual con cuatro marcos referenciales utilizando una representación homogénea y una transformación adjunta. Posteriormente,

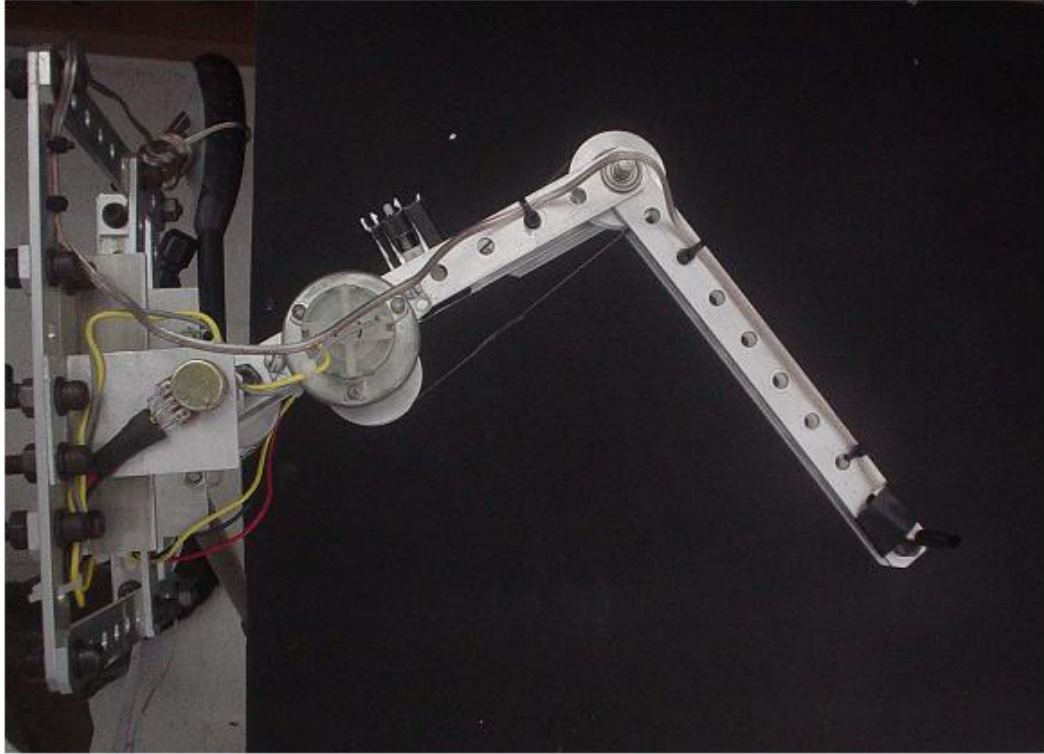


Figura 1.11: Robot planar 2 g.d.l. vista superior.

derivan la propiedad de pasividad del sistema dinámico visual, combinando la dinámica del manipulador y la retroalimentación visual del sistema. Recientemente el trabajo de Lili Ma et al. (2007) presenta un observador no lineal para el problema de identificación de profundidad de objetos en movimiento, donde el movimiento es descrito por un sistema lineal con coeficientes desconocidos.

1.2. Objetivo de la tesis

Los objetivos generales de la tesis son: diseñar esquemas de control de robots basado sólo en retroalimentación visual. Establecer las condiciones de estabilidad y realizar la validación por medio de simulaciones y/o experimentos.

Los objetivos específicos son:

- Proporcionar un modelo de robot en el espacio de imagen, construido por medio de la proyección perspectiva, y la estimación de la profundidad, que hereda las propiedades de los robots, facilitando el diseño de los controladores



Figura 1.12: Robot 3D RRR.

- Detección de las características visuales del efector y la segunda articulación de ambos robots
- Proponer diseños de controladores basados en retroalimentación visual, para robots planares
- Proponer un observador de profundidad para la reconstrucción del espacio de imagen
- Proponer un diseño de control de robots en 3D
- Diseño y construcción del robot planar y robot RRR, así como la instrumentación y etapas de potencia
- Llevar a cabo las simulaciones y experimentos para la validación de resultados
- Optimización del procesamiento de imágenes para la obtención de información visual

1.3. Formulación del problema

En esta tesis se considera el problema de control de robots basado en retro-visión. Se considera un robot dado por

$$\mathbf{M}(q)\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}(\dot{q})\dot{\mathbf{q}} + g(q) = \tau^1 \quad (1.1)$$

El objetivo, como se mencionó en la sección anterior, es diseñar esquemas de control usando sólo la retroalimentación visual proporcionada por una cámara CCD fija. Se opta por el método de control retro visual basado en imagen. Para ello, se modela todo el sistema robótico (manipulador, cámara y robot) en un modelo Lagrangiano (Figura 1.13) descrito con detalle en la Sección 2.2.4.2., y se controla la imagen del robot para que siga una trayectoria deseada desde el espacio de imagen. Se consideran casos de robots planares (2D) y robots RRR (3D).

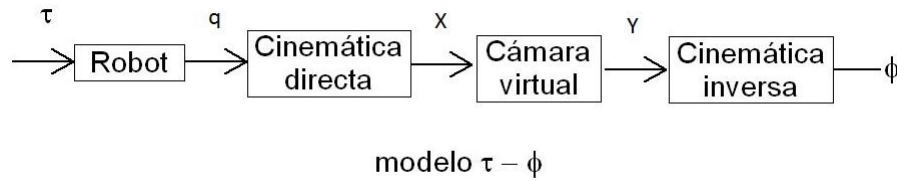


Figura 1.13: Modelo Lagrangiano basado en imagen.

1.3.0.1. Caso robot 2 gdl

Se considera la estructura de la Figura 1.14 donde x_1 y x_2 son los ejes del espacio de trabajo del robot planar. P_r es un punto cualquiera en el espacio de trabajo del robot. Una cámara CCD (*charge-coupled device*), provee una imagen de todo el espacio de trabajo del robot (escena). Se considera que el eje focal de la cámara se encuentra en posición perpendicular al plano del espacio de trabajo del robot. Sobre el eje focal se encuentra localizado a una distancia Z el plano X_1, X_2 con respecto al plano generado por la cámara Y_1, Y_2 . La intersección del eje focal con el plano antes mencionado se denota por O_r . La orientación de la cámara sobre el eje óptico, con respecto a los ejes X_1 y Y_1 se denota por θ . Los ejes Y_1, Y_2 son los ejes del plano de imagen, donde la

¹La ecuación dinámica y sus propiedades se darán con más detalle en el capítulo 2.

coordenada (C_x, C_y) es el centro de esta imagen. A este punto se le conoce también como *vanish point*. Una consideración importante es que no se consideran distorsiones ópticas debido a los efectos de las lentes. La imagen suministrada por la cámara entrega un arreglo de dos dimensiones en escala de grises para una escena de 3D. Esta imagen es procesada por un algoritmo de umbralización (Capítulo 2) para obtener las coordenadas en pixeles del efector $X_a = (X_{a1}, Y_{a1})$ y la articulación $X_b = (X_{b1}, Y_{b1})$ del segundo elemento del brazo del robot. El centro de la articulación se considera fija y mediante un ajuste de offset se coloca en la coordenada $(0,0)$ del plano de imagen. Por tanto se asume que las características de la imagen son una proyección de 2D de las coordenadas 3D del espacio de la escena.

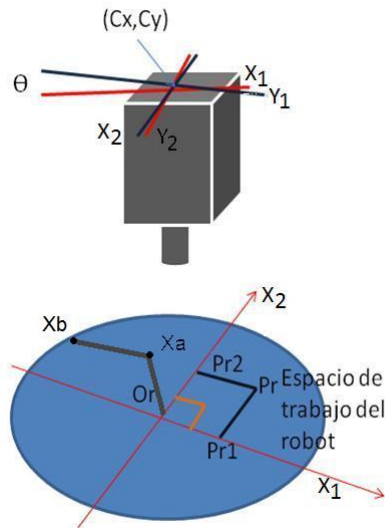


Figura 1.14: Estructura del robot y la cámara.

El objetivo del sistema de control basado en imagen es colocar el efector del robot sobre una coordenada fija deseada en el plano a partir del cálculo generado en el plano de imagen sin hacer uso de sensores articulares tales como encoders o resolvers. El problema de control es diseñar un controlador que calcule el torque τ tal que las coordenadas del efector visto en el plano de imagen alcancen la coordenada deseada vista planteada en el mismo plano. Esta formulación es equivalente a tener un modelo tal que al aplicarle una entrada τ genere un cambio en la posición del efector visto en el plano de imagen, incluyendo las dinámicas de la cámara y el robot. La Figura 1.13 muestra el diagrama

a bloques del concepto del **modelo Lagrangiano basado en imagen**.

$$\begin{bmatrix} P_{s1} \\ P_{s2} \end{bmatrix} = \alpha h R(\theta) \left\{ \begin{bmatrix} P_{r1} \\ P_{r2} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} O_{r1} \\ O_{r2} \end{bmatrix} \right\} + \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

La tarea del robot es especificada en el plano de imagen en términos de las características de los puntos observados (X_{a1}, Y_{a1}) y (X_{b1}, Y_{b1}) . Puesto que se desea colocar el efector en un punto en el plano, se debe conocer su coordenada cartesiana en términos del plano de imagen. Para este fin se describe la ecuación (1.2).

Donde $(C_x, C_y)^T$ es el centro de la imagen, α es el factor de escala. λ es la profundidad focal. $P_R = (P_{R1}, P_{R2})$ es un punto en el espacio coordenado del robot en términos del plano de imagen, h es el factor e magnificación definido como:

$$h = \frac{\lambda}{\lambda - z} < 0 \quad (1.3)$$

$R(X)$ es la matriz de rotación generada en sentido horario rotando la cámara sobre el eje óptico definida como:

$$R(x) = \begin{bmatrix} \cos x & -\sin x \\ \sin x & \cos x \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

$$X_s = \begin{bmatrix} X_{s1} \\ X_{s2} \end{bmatrix} = \alpha h R(\theta) \left\{ \begin{bmatrix} X_{r1} \\ X_{r2} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} O_{r1} \\ O_{r2} \end{bmatrix} \right\} + \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

A partir de la ecuación (1.2) se puede obtener la posición del efector en el plano de imagen. La ecuación (1.5) describe tales coordenadas.

$$X_s^* = \begin{bmatrix} X_{s1}^* \\ X_{s2}^* \end{bmatrix} = \alpha h R(\theta) \left\{ \begin{bmatrix} X_{r1}^* \\ X_{r2}^* \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} O_{r1} \\ O_{r2} \end{bmatrix} \right\} + \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

De manera análoga se obtiene la posición del objetivo como se aprecia en la ecuación (1.6)

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{1d} - \varphi_1 \\ \varphi_{2d} - \varphi_2 \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

donde $X_R^* = [X_{r1}^* \ X_{r2}^*]$ es la posición deseada expresada en el marco coordenado del robot. Utilizando estrategias convencionales se define el error tal como se aprecia en la ecuación (1.7).

de aquí que, el objetivo de control es asegurar que $\lim_{t \rightarrow \infty} [e_1(t), e_2(t)]^T = 0$.

1.3.0.2. Caso robot 3 GDL

Considerando el esquema de la Figura 1.12. Donde $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)^T$ es el vector de los ángulos de las articulaciones del robot en el espacio cartesiano. $(\phi_1, \phi_2, \phi_3)^T$ es el vector de los ángulos de las articulaciones del robot virtual en el espacio de imagen.

$$\tilde{\phi} = \phi_d - \phi \quad (1.8)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [\tilde{\phi}] = 0 \quad (1.9)$$

En el servo control visual presentado en esta tesis, las variables a controlar son los ángulos de las articulaciones del robot en el espacio de imagen. Concretamente se calcula la posición de las articulaciones cuya forma es un cilindro en el plano de la imagen. El problema de control puede formularse como el diseño de un controlador de regulación con acción de control acotado para un robot virtual generado en el espacio de imagen tal como se aprecia en la Figura A.3. La construcción del robot virtual implica el conocimiento de la coordenada de profundidad (X_3) para cada articulación. Para este fin se diseña un observador geométrico basado en el modelo del robot. Por tanto el error en las características de la imagen puede definirse tal como se describe en la ecuación (1.8). De aquí que el objetivo de control es el presentado en la ecuación (1.9).

1.3.1. Suposiciones

Para llevar a cabo el control servo visual se consideran las siguientes observaciones.

- La posición de la cámara es fija y puede observar todo el espacio de trabajo del robot
- Las distorsiones producidas por el efecto de la cámara se consideran nulas
- El eje óptico se encuentra al centro del espacio de trabajo
- Los elementos que conforman el robot son rígidos y por tanto no incluyen aspectos relacionados con las vibraciones de la estructura u otras dinámicas presentadas con los elementos flexibles

1.4. Aportaciones

Como contribución principal de esta tesis se encuentra el hecho de construir un modelo de robot virtual en el espacio de imagen. Esto permite diseñar esquemas de control de robots usando sólo la retroalimentación visual, en contraste con los métodos reportados en la literatura (por ejemplo Corke 2005). Cabe mencionar que para la realización de los experimentos sólo se utiliza una cámara en configuración fija y no son utilizados en el proceso de control los sensores articulares. Adicionalmente, este robot virtual hereda las propiedades dinámicas y de pasividad del robot en el espacio articular y por tanto es factible la implementación de un controlador para el espacio de imagen. Para este fin se requiere el conocimiento del modelo del robot en el espacio de imagen, por tanto se realiza un proceso de identificación paramétrica en tal espacio. Una parte crucial en el desarrollo del robot virtual, es la identificación de la coordenada de profundidad. Inicialmente se optó por extraer información visual de la posición de la segunda articulación y del efector final. Utilizando estas coordenadas y conociendo los parámetros del robot en el espacio de imagen se reconstruye un modelo virtual. En principio, se implementa un controlador para el robot planar virtual, esto con el fin de probar la propiedad de pasividad en el plano de imagen. Posteriormente, se implementa un controlador para el robot 3D. La tesis incluye resultados simulados y experimentales de los procesos de identificación, control de seguimiento y regulación en 2D y 3D. Estos se activaron con el fin de comprobar que los valores articulares obtenidos del procesamiento digital de imágenes son iguales a los vistos en el espacio cartesiano.

En forma de resumen, las aportaciones de la tesis son:

- Modelo del robot en el espacio de imagen y su validación experimental. Este modelo tiene las ventajas de poseer las mismas propiedades físicas como en el modelo del espacio articular. Como consecuencia, se facilita significativamente el diseño de los controladores.
- Esquemas de control de robots tanto en 2D como en 3D que sólo utilizan retroalimentación visual. Estos esquemas incorporan las propiedades físicas de los robots, dando leyes de regulación y seguimiento simples y robustas.
- Diseño e implementación de un sistema robótico portátil para la evaluación de los resultados.

1.5. Estructura de la tesis

El resto de la tesis consta de cinco capítulos. El Capítulo 2 se presenta un breve resumen sobre los robots manipuladores, además los fundamentos teóricos para la obtención de los modelos de los robots planar y RRR. El Capítulo está compuesto de dos partes. En la primera parte se lleva a cabo la obtención de la cinemática de los robots, la dinámica de cuerpo rígido del manipulador, los modelos de robot planar y RRR. Finalmente se muestra la estrategia de obtención de los parámetros identificados de los robots. Se incluyen simulaciones y experimentos de validación. La segunda parte está enfocada a la visión computacional, donde se abordan temas como la plataforma de visión, el procesamiento de imágenes y finalmente el proceso de calibración de la cámara. En esta última sección se incluye la simulación y experimento de una cámara CCD. El Capítulo 3 está enfocado al modelado de los robots en el espacio de imagen. En la primera sección se analizan detalles de la plataforma experimental, así como las condiciones bajo las cuales se hacen los experimentos. En la segunda y tercera secciones se modelan los robots planar y RRR en el espacio de imagen. Para validar estos modelos se incluyen simulaciones y experimentos. En el Capítulo 4 se diseñan e implementan los controles de posición y regulación basados en imagen para los robots planar y RRR. Al igual que en Capítulos anteriores se muestran resultados simulados y experimentales. El Capítulo 5 está referido a las conclusiones y trabajos futuros. En el se comentan aplicaciones de los algoritmos presentados en esta tesis. Los Apéndices son del diseño mecánico del robot, el diseño electrónico de la etapa de potencia y la instrumentación del robot. Finalmente se incluye la Bibliografía.

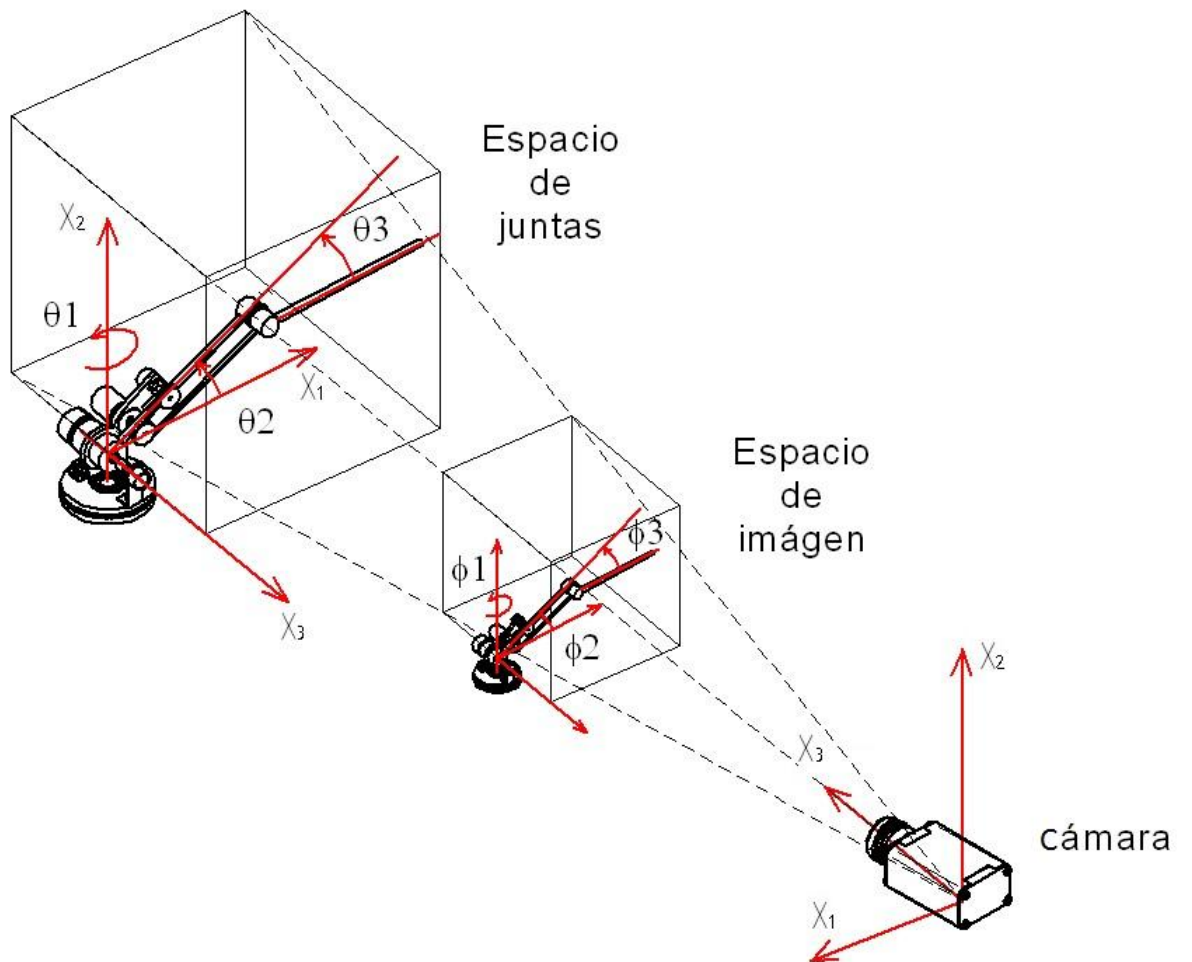


Figura 1.15: Estructura de la cámara y robot RRR.

1. INTRODUCCIÓN

Capítulo 2

Descripción y modelado de sistemas de robots para el control retro visual

En este Capítulo se describirán los componentes del sistema de control basado en retro-visión. Primero, se obtiene la cinemática del manipulador a controlar, posteriormente se obtiene el modelo dinámico del robot. Los parámetros se obtienen por medio de identificación de un modelo parametrizado fuera de línea y finalmente se muestra la validación del modelo.

2.1. El robot manipulador

Los robots manipuladores básicamente están constituidos por una cadena cinemática abierta. Esto es, sólo una sucesión de eslabones conectando los dos extremos de la cadena. Los eslabones se numeran a partir de la base del robot. La base se considera el eslabón 0, el primer elemento del robot es considerado el eslabón 1, hasta llegar al efector que es el eslabón n . Por tanto, un robot manipulador se modela como una cadena abierta de $n+1$ eslabones y n articulaciones. Las articulaciones son las uniones entre los eslabones del robot y permiten que exista un movimiento relativo entre ellos. En general se consideran dos tipos de articulaciones: rotacionales y traslacionales, ambas poseen un eje articular en donde se realiza el movimiento rotacional o traslacional. Cada eslabón puede verse como un cuerpo rígido que define la relación entre dos ejes

articulares adyacentes de un manipulador (Craig 1989) y son necesarios solamente dos parámetros constantes para describir esa relación. De manera análoga, se requieren dos parámetros para definir la forma en que se relacionan dos eslabones consecutivos al formar una articulación; uno de estos parámetros corresponde a la variable que describe el movimiento articular rotacional o traslacional. Basado en este concepto cualquier robot manipulador puede ser descrito empleando cuatro parámetros por cada eslabón móvil, es decir, un total de $4n$ parámetros en un robot de n articulaciones. Posteriormente Denavit y Hartenberg (1955) propusieron un método general para establecer en forma sistemática tales parámetros, mediante la asignación de $n+1$ marcos coordenados, cada uno ligado a un eslabón. Por tal razón a estos parámetros se les conoce como *parámetros D-H*. En el mismo esquema de robots, el número de grados de libertad (GDL) es el número de variables independientes que tendrían que ser especificadas con el fin de ubicar todas las partes del mecanismo (Craig, 1989). Esto es, el número de articulaciones es igual al número de grados de libertad.

La descripción de un robot manipulador regularmente se hace a través del vector de coordenadas articulares q . Sin embargo, este no es el único espacio de configuración, ya que resulta natural especificar las tareas a realizar por medio de la posición y la orientación del extremo final del robot. Esto es válido siempre y cuando exista un marco de referencia. En el caso de los sistemas servovisuales directos se utiliza el marco del robot, considerando la base del mismo como la coordenada $O_r = (0, 0, 0)$ y en otros casos el marco de referencia de la cámara. Para referirse a la posición y orientación entre dos marcos coordenados se utiliza la palabra *postura* (*pose* en inglés). Entonces, es correcto expresar la postura del efector con respecto a la base del robot. En la Figura 2.1 se muestra un detalle de la articulación del hombro del robot. La Figura 2.2 presenta la plataforma experimental (robot RRR) para el control 3D. La Figura 2.3 muestra el sistema coordenado de un eslabón para el robot RRR.

2.1.1. Cinemática del robot

La cinemática es la ciencia que trata del movimiento sin considerar las fuerzas que lo ocasionan (Craig, 2006). El análisis cinemático tiene por objetivo determinar el movimiento (posición, velocidad y aceleración) de cada uno de los elementos que conforman el sistema mecánico, en función de las coordenadas generalizadas empleadas para el modelado del sistema. De esta forma es necesario definir las coordenadas generalizadas

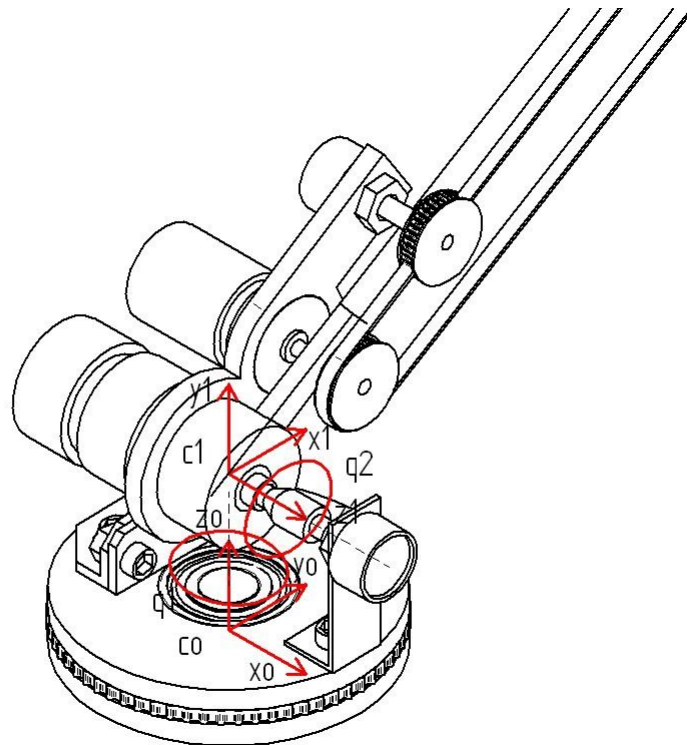


Figura 2.1: Detalle de la articulación del hombro del robot.

que serán consideradas para el modelado del robot. En la Figura 2.4, se define la coordenada generalizada q_i de un par de revolución i . Empleando la notación D-H se puede determinar la posición del sistema coordenado O_i con respecto a O_{i-1} , la matriz de rotación $i-1$, así como también las relaciones que determinan la velocidad y aceleración angular y lineal de un barra en función de la velocidad y la aceleración de la barra adyacente anterior. En la presente tesis se utilizaron 2 robots, un planar de 2 GDL y un RRR de tres GDL. Para efectos de análisis de las cinemáticas, se toma el caso del robot RRR, ya que el planar al tener un grados menos de libertad puede deducirse del RRR.

2.1.2. Cinemática directa

El objetivo de la cinemática directa es calcular la posición y orientación del efector final con respecto a un marco fijo de coordenadas también llamado *marco inercial*. Este marco generalmente se encuentra en la base del robot. Existen varios métodos

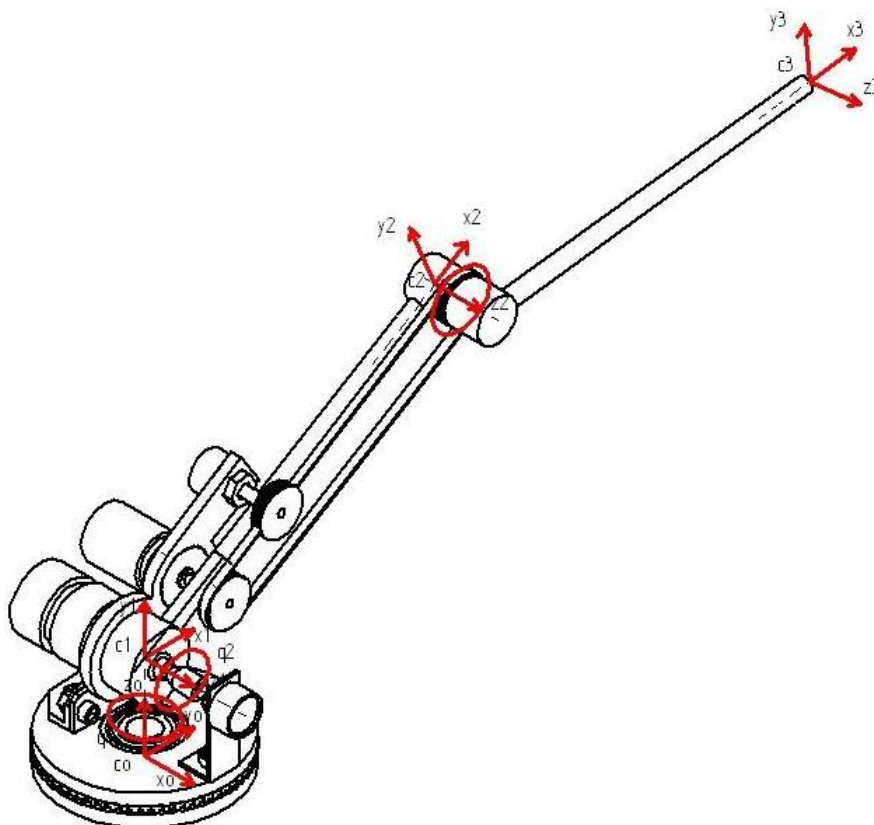


Figura 2.2: Plataforma RRR.

para calcular la cinamática directa. En la presente tesis se resuelve el problema del cálculo cinemático directo utilizando las matrices de transformación homogénea, las cuales están formadas por cuatro movimientos básicos (Spong, 2006). Esto es, cada matriz A_i está conformada por el producto de dos rotaciones y dos traslaciones puras. La ecuación (2.1) ilustra este producto.

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{Rot}_{z,\theta_i}, \mathbf{Tras}_{z,d_i}, \mathbf{Tras}_{x,a_i}, \mathbf{Rot}_{x,\alpha_i} \quad (2.1)$$

Es importante señalar que el producto de las matrices no es conmutativo, por lo que las operaciones deben realizarse de acuerdo al orden indicado. Ejecutando los productos de la (2.1), la matriz de transformación homogénea resulta como se aprecia en

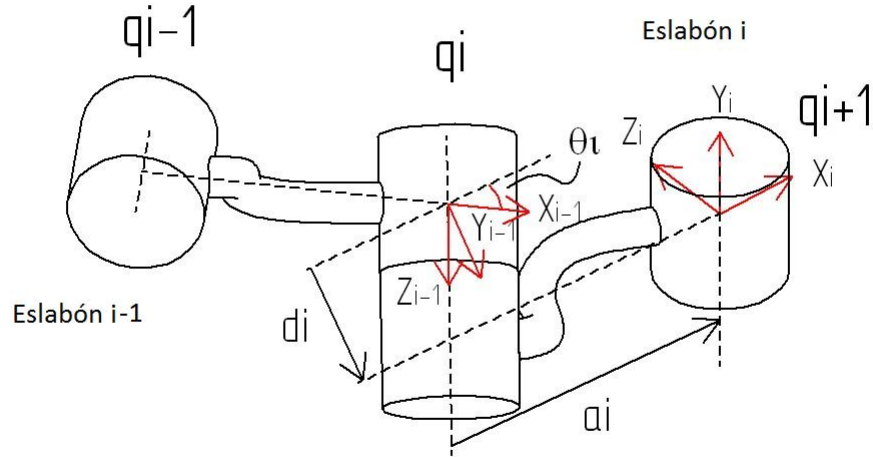


Figura 2.3: Sistema coordenado para el robot RRR.

la ecuación (2.3). El concepto de representación en coordenadas homogéneas en un espacio euclideo tridimensional es útil para desarrollar transformaciones matriciales que incluyan rotación, traslación, escalado y transformación de perspectiva. En general una matriz de transformación homogénea, es una matriz que transforma un vector de posición expresado en coordenadas homogéneas desde un sistema de coordenadas hasta otro sistema de coordenadas. La matriz de transformación homogénea se puede considerar formada por cuatro submatrices:

$$A_i = \begin{bmatrix} C\theta_i & -S\theta_i C\alpha_i & S\theta_i S\alpha_i & a_i C\theta_i \\ S\theta_i & C\theta_i C\alpha_i & -C\theta_i S\alpha_i & a_i S\theta_i \\ 0 & S\alpha_i & C\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

La submatriz superior izquierda representa la matriz de rotación; la submatriz superior derecha representa el vector de posición del origen del sistema coordenado rotado con respecto al sistema de referencia; la submatriz inferior izquierda representa la transformación de perspectiva; y el cuarto elemento diagonal es el factor de escala global.

En algunas aplicaciones de robótica este factor de escala es igual a uno.

$$T = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & P_{3 \times 1} \\ f_{1 \times 3} & K_{1 \times 1} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

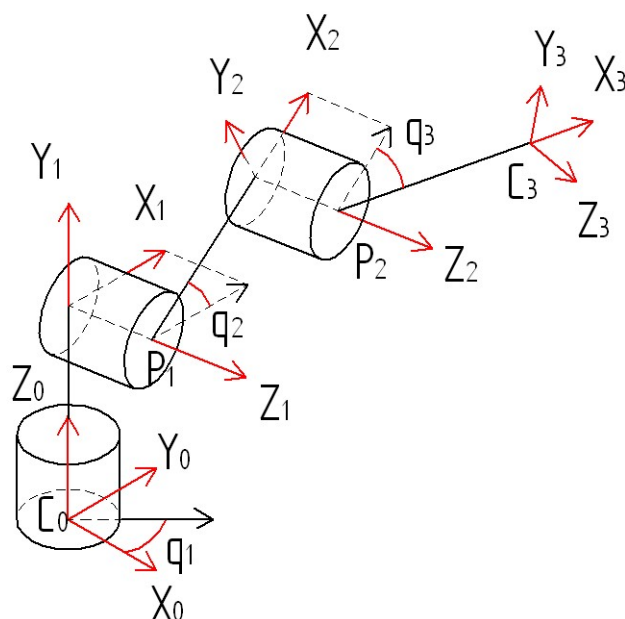


Figura 2.4: Modelo cinemático del robot RRR.

Para hacer el análisis cinemático del brazo de robot, se utiliza la representación Denavit-Hartenberg, la cual establece de forma sistemática un sistema de coordenadas para cada elemento de la cadena articulada (ver Figura 2.3). Tal representación resulta en una matriz de transformación homogénea que representa cada uno de los sistemas de coordenadas de los elementos en la articulación con respecto al sistema de coordenadas del elemento anterior, a ésta se le conoce como *matriz de transformación D-H*. Para el análisis del robot RRR de la tesis se establece el sistema de coordenadas de la Figura 2.4.

Partiendo del sistema de coordenadas elegido, y las mediciones de los elementos del brazo de robot, se encuentran los parámetros de la representación Denavit - Hartenberg. En la Tabla 1 se ilustran los parámetros. La Tabla 2 muestra los parámetros experimentales del robot. Estos parámetros son reemplazados en la matriz de transformación

Tabla 2.1: Parámetros DH del robot RRR

i	α_i	a_i	q_i	d_i
1	$\pi/2$	0	q_1	O_0O_1
2	0	P_1O_2	q_2	O_1P_1
3	0	P_2O_3	q_3	O_2P_2

Tabla 2.2: Parámetros del experimento del robot RRR

i	$\alpha_i[rad]$	$a_i[m]$	q_i	$d_i[m]$
1	$\pi/2$	0	q_1	0,035
2	0	0,01	q_2	0,20
3	0	0,02	q_3	0,20

D-H en el sistema de coordenadas adyacentes i e $i - 1$ de la ecuación (2.2). Los cuatro parámetros de la tabla, describen totalmente cualquier articulación prismática o de revolución. Para el cálculo de los parámetros de la representación Denavit- Hartenberg se tienen las siguientes consideraciones:

θ_i : Es el ángulo de la articulación del eje \mathbf{X}_{i-1} al eje \mathbf{X}_i respecto del eje \mathbf{Z}_{i-1} .

\mathbf{d}_i : Es la distancia desde el origen del sistema de coordenadas i -lésimo hasta la intersección del eje \mathbf{Z}_{i-1} con el eje \mathbf{X}_i a lo largo del eje \mathbf{Z}_{i-1} .

\mathbf{a}_i : Es la distancia de separación desde la intersección del eje \mathbf{Z}_{i-1} con el eje \mathbf{X}_i hasta el origen del sistema i -ésimo a lo largo del eje \mathbf{X}_i (o la distancia más corta entre los ejes \mathbf{Z}_{i-1} y \mathbf{Z}_i).

α_i : es el ángulo de separación del eje \mathbf{Z}_{i-1} al eje \mathbf{Z}_i respecto del eje \mathbf{X}_i .

2.1.3. Cinemática inversa

El problema de la cinemática inversa consiste en que, dada una posición y una orientación, se deben obtener los ángulos de las articulaciones que llevan al efector a dicha posición. Existen diversos métodos para este fin, sin embargo, cuando se trata de pocos eslabones el más sencillo es el método geométrico (Spong 2006), en el cual se encuentran las relaciones geométricas que definen los valores articulares. Este problema

es más complejo que el de cinemática directa debido a las siguientes razones (Sciavicco y Siciliano, 2000):

- No siempre es posible encontrar una solución en forma cerrada.
- Pueden existir múltiples soluciones (aisladas).
- Pueden existir infinitas soluciones, e.g., en un robot cinemáticamente redundante.
- Podrá haber soluciones no admisibles, por la estructura cinemática del robot.

En general, el movimiento del extremo final respecto a la base del robot está compuesto de un movimiento traslacional y un movimiento rotacional. Al igual que en la cinemática directa, se considera el caso del robot RRR. En las Figuras 2.5 y 2.6 se muestran los esquemas de análisis del robot manipulador en forma lateral y combinada. Donde P_x , P_y y P_z son las coordenadas del efector. Partiendo de la Figura 2.5 se obtiene θ_1 . El desarrollo para obtener las ecuaciones que describen los ángulos θ_2 y θ_3 se aprecia en las ecuaciones siguientes.

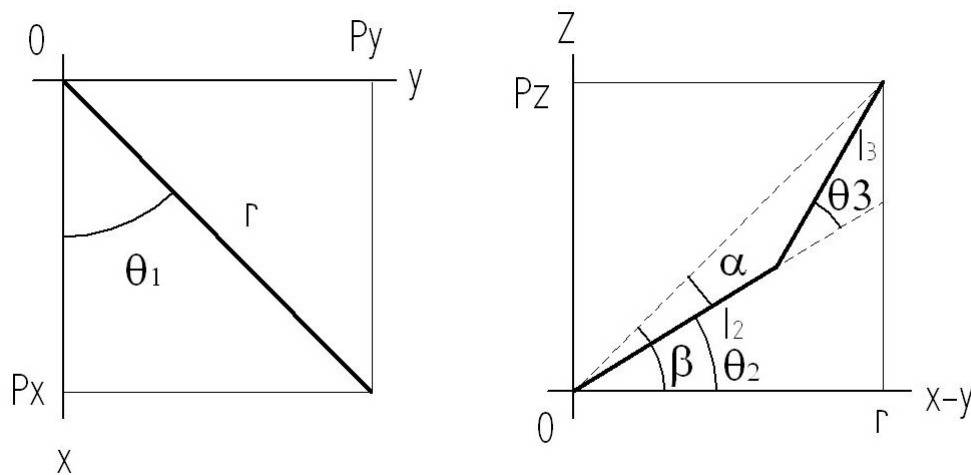


Figura 2.5: Vistas lateral y superior del modelo del robot RRR.

$$\theta_1 = \varphi + \gamma \quad (2.4)$$

$$r = P_x^2 + P_y^2 \quad (2.5)$$

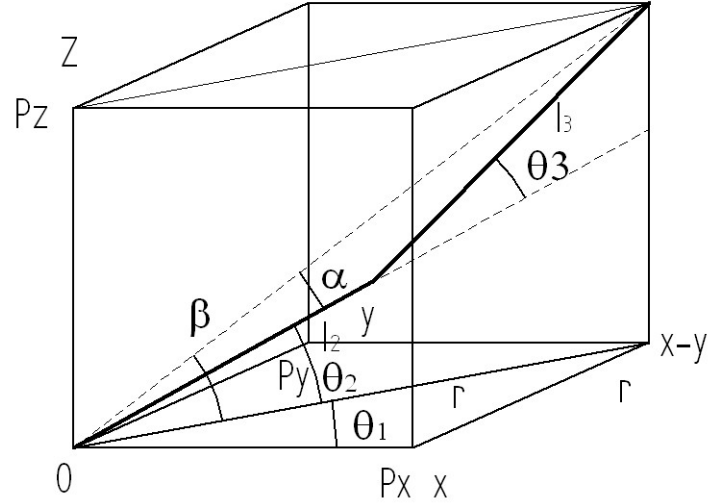


Figura 2.6: Vista combinada para análisis cinemático del robot RRR.

$$\varphi = \operatorname{arctg} \frac{P_y}{P_x} \quad (2.6)$$

$$\gamma = \operatorname{arctg} \left(\frac{d}{\sqrt{r^2 - d^2}} \right) = \operatorname{arctg} \left(\frac{d}{\sqrt{P_x^2 + P_y^2 - d^2}} \right) \quad (2.7)$$

Con las ecuaciones (2.4) (2.6) y (2.7) Se obtiene el valor angular de la primera articulación.

$$\theta_1 = \operatorname{arctg} \left(\frac{P_y}{P_x} \right) + \operatorname{arctg} \left(\frac{d}{\sqrt{P_x^2 + P_y^2 - d^2}} \right) \quad (2.8)$$

De la Figura 2.6 y utilizando la ley de los cosenos, se tiene:

$$r^2 + (P_z - d)^2 = a_2^2 + a_3^2 - 2a_2a_3 \cos(\pi - \theta_3) \quad (2.9)$$

$$r^2 + (P_z - d)^2 = a_2^2 + a_3^2 - 2a_2a_3 \cos(\theta_3) \quad (2.10)$$

Resolviendo para θ_3

$$\cos\theta_3 = \frac{r^2 + (P_z - d_1)^2 - a_2^2 - a_3^2}{2a_2a_3} = D \quad (2.11)$$

$$\text{sen}^2\theta_3 + \cos^2\theta_3 = 1 \quad (2.12)$$

$$\text{sen}^2\theta_3 = 1 - \cos^2\theta_3 \quad (2.13)$$

sustituyendo (2.11) en (2.13)

$$\text{sen}^2\theta_3 = 1 - D^2 \quad (2.14)$$

$$\text{sen}\theta_3 = \pm\sqrt{1 - D^2} \quad (2.15)$$

Utilizando la identidad trigonométrica (2.16)

$$\text{tg}\theta_3 = \frac{\text{sen}\theta_3}{\cos\theta_3} \quad (2.16)$$

$$\theta_3 = \frac{\pm\sqrt{1 - D^2}}{D} \quad (2.17)$$

Por tanto

$$D = \frac{r^2 + (P_z - d)^2 - a_2^2 - a_3^2}{2a_2a_3} \quad (2.18)$$

finalmente, para calcular la última coordenada articular se tiene:

$$\theta_2 = \beta - \alpha \quad (2.19)$$

$$\beta = \text{arctg}\left(\frac{P_z - d}{\sqrt{P_x^2 + P_y^2 - d^2}}\right) \quad (2.20)$$

$$\alpha = \text{arctg}\left(\frac{a_3\text{sen}\theta_3}{a_2 + a_3\cos\theta_3}\right) \quad (2.21)$$

Finalmente sustituyendo (2.18),(2.19) y (2.20) se encuentra θ_2

$$\theta_2 = \text{arctg}\left(\frac{P_z - d}{\sqrt{P_x^2 + P_y^2 - d^2}}\right) - \text{arctg}\left(\frac{a_3\text{sen}\theta_3}{a_2 + a_3\cos\theta_3}\right) \quad (2.22)$$

2.1.4. Dinámica del manipulador

Un cuerpo rígido es un sistema de masas puntuales con la restricción de que las distancias entre cada par de los puntos que lo componen permanece constante durante todo el movimiento del cuerpo (Goldstein, 1959). Este concepto es aplicado en el estudio de sistemas mecánicos en general, por tanto puede aplicarse a cierta clase de robots, en los que cada uno de los eslabones es considerado un cuerpo rígido. La cinemática de un robot manipulador relaciona el movimiento de las articulaciones del manipulador y el movimiento de los cuerpos rígidos que forman el robot. Para ésto, deben tomarse en cuenta las restricciones que pueden presentarse en cada articulación. Cuando la cantidad de grados de libertad del robot es igual al número de variables requeridas para la descripción de una tarea (e.g., seis para la postura en el espacio tridimensional), entonces es posible que el problema de la cinemática del robot sea tratado como cinemática de un solo cuerpo rígido.

2.1.4.1. Ecuaciones de movimiento de Lagrange

La formulación Lagrangiana está basada en las consideraciones energéticas del sistema. Las ecuaciones de movimiento se describen en términos de un conjunto de coordenadas generalizadas. La formulación puede incluir un conjunto de restricciones obtenidas de la cinemática del mecanismo. Las ecuaciones dinámicas de un robot manipulador se pueden obtener a partir de las ecuaciones de movimiento de Newton. La desventaja que se presenta al utilizar este método es que cuando el número de articulaciones del robot se incrementa, el análisis tiende a complicarse también. Por tanto, resulta más conveniente utilizar las *ecuaciones de movimiento de Lagrange*. Éstas se basan en el conocimiento de las energías cinética y potencial referidas al sistema mecánico. En tales ecuaciones se relacionan las dimensiones geométricas, masas, fricciones, inercias y las coordenadas generalizadas del sistema.

Para obtener el modelo que describe la dinámica del sistema, en principio se deben especificar las coordenadas generalizadas del sistema. Posteriormente hay que relacionar y deducir las energías cinéticas y potenciales (K, U) relacionadas al robot. Análogamente se obtienen las ecuaciones que describen la energía potencial. Basándose en esta

información se construye la ecuación Lagrangiana (2.23).

$$L(q, \dot{q}) = K(q, \dot{q}) - U(q) \quad (2.23)$$

Se consideran las fuerzas de disipación referentes a las fuerzas de fricción $\mathbf{f}(\dot{\mathbf{q}})$. Con tal información se realiza la formulación Lagrangiana y se establece la ecuación (2.24):

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i} + \frac{\partial F}{\partial \dot{q}_i} = \tau_i \quad (2.24)$$

De esta manera, las ecuaciones dinámicas obtenidas, representan el modelo dinámico del sistema (2.25).

2.1.4.2. Modelo dinámico del robot RRR

El modelo dinámico del robot manipulador con articulaciones rotatorias de n GDL incluyendo la dinámica de fricción está dado por:

$$\mathbf{M}(q)\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}(\dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{f}(\dot{q}) + \mathbf{g}(q) = \boldsymbol{\tau} \quad (2.25)$$

Donde $\mathbf{M}(q) \in \mathbb{R}^n$ es llamada la **matriz de inercias**, $\mathbf{C}(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es llamada **matriz de fuerzas centrífugas y de Coriolis**, $\mathbf{g}(q) \in \mathbb{R}^n$, es el **vector de fuerzas gravitacionales** y $\mathbf{f}(q) \in \mathbb{R}^n$ es el **vector de fuerzas de fricción**. $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^n$ son los vectores de las coordenadas generalizadas articulares, velocidades articulares y aceleraciones articulares respectivamente; $\boldsymbol{\tau} \in \mathbb{R}^n$ es el vector de pares aplicados a los actuadores de las articulaciones (entrada del sistema). La ecuación (2.23) cuenta con muchas propiedades de las cuales destacan:

- Propiedad 1: La matriz de inercias $\mathbf{M}(q)$ es simétrica y positiva definida.
- Propiedad 2: La matriz $\mathbf{M}(q)^{-1}$ existe y también es simétrica y definida positiva.
- Propiedad 3: La matriz de inercias $\mathbf{M}(q)$ y la matriz de fuerzas centrífugas y de Coriolis cumplen con $q^T [\frac{1}{2}\dot{\mathbf{M}}(q) - \mathbf{C}(q, \dot{q})]\mathbf{q} = 0$.
- Propiedad 4: La ecuación (2.23) es una representación no-lineal respecto a un vector de estado $\mathbf{q} = [q_1, q_2 \dots q_n]^T$, y se puede expresar en parámetros lineales respecto a los parámetros constantes del robot manipulador:
 $\mathbf{M}(q)\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}(\dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{f}(\dot{q}) + \mathbf{g}(q) = \mathbf{Y}(q, \dot{q}, \ddot{q})\boldsymbol{\theta}$.

Como puede apreciarse, el modelo dinámico es un sistema de ecuaciones no lineales de segundo orden.

2.1.5. Identificación paramétrica del robot

La identificación del modelo dinámico de un sistema mecánico consiste en diseñar experimentos para obtener los parámetros del mismo mediante el ajuste de datos experimentales (fuerzas generalizadas y cinemática de los actuadores). El procedimiento de identificación de parámetros de robots consiste en: 1) Desarrollo del modelo dinámico que describa el comportamiento dinámico del robot. El modelo obtenido a partir de los principios de la dinámica, debe ser reescrito mediante operadores del álgebra matricial de forma lineal en parámetros dinámicos. 2) Determinación del conjunto de parámetros que contribuyen al comportamiento dinámico del robot, ya sea de manera activa o fuera de línea. 3) Diseño del experimento para obtener la máxima certidumbre en los parámetros identificados. 4) Estimación de los parámetros del modelo desarrollado, esto con el fin de validar el modelo con respecto al robot físico. 5) Finalmente se realiza un ajuste en línea donde los parámetros obtenidos se modifican ligeramente de modo que se ajusten lo más posible a la respuesta del modelo físico.

De acuerdo con la Propiedad 4 en la Sección 2.2.4, la dinámica de un robot puede ser expresada como:

$$\mathbf{Y}(q, \dot{q}, \ddot{q})\theta = \tau \quad (2.26)$$

donde θ el vector de parámetros inerciales, τ el vector de fuerzas generalizadas (entradas a los actuadores), Y es la matriz de observación determinada para una configuración particular del robot y q, \dot{q}, \ddot{q} son los vectores de las coordenadas generalizadas y sus derivadas con respecto al tiempo.

Dado que el sistema es lineal con respecto a los parámetros del robot, es factible emplear procedimientos basados en mínimos cuadrados (LSM) o en descomposición de valor singular (SVD).

Una parte importante del proceso de identificación de parámetros es la selección de las trayectorias a ejecutar por el robot durante los experimentos. La selección de las trayectorias se refiere a los movimientos generados por los torques aplicados al robot y de cómo estos pueden ser excitados para mejorar la precisión con la cual se estiman

los parámetros. El primer autor en considerar el nivel de excitación de la trayectoria fue Armstrong (1989). Para el caso de la presente tesis se considera aplicar una señal pseudo-aleatoria cuadrada con diferentes niveles de binarización. La Figura 2.7 ilustra la forma de onda aplicada a cada articulación. Se eligió esta forma de excitación debido a que es rica para la dinámica del robot.

El procedimiento de estimación puede realizarse simultáneamente durante el experimento (en línea) o posterior al experimento (fuera de línea). Los procedimientos fuera de línea son los más usados por el hecho de que son fáciles de implementar y no presentan limitaciones en cuanto al procesamiento digital. Para la presente tesis se realizó el procesamiento de identificación fuera de línea. Cabe mencionar que dado que se necesita información sobre las velocidades y aceleraciones articulares, y dadas las características físicas del robot, no se puede tener tal información, se implementan filtros para estimar a partir de la posición, la velocidad y aceleraciones articulares.

Resumiendo, la dinámica del robot es identificada utilizando el algoritmo de mínimos cuadrados fuera de línea basado en una versión filtrada de la parametrización. La ecuación (2.27) describe el modelo parametrizado, implementado a partir de la estimación de la velocidad.

En general para la obtención de los parámetros del robot en el espacio cartesiano, pueden utilizarse métodos algebraicos como los antes mencionados, sin embargo, métodos más recientes, basados en la identificación de cajas negras (*black box*) por medio de redes neurodifusas sin retroalimentación de salida han presentado resultados en donde se tiene convergencia de los parámetros y estabilidad en el sentido de Lyapunov. (Olvera, et al. 2009).

$$Y(q, \dot{q}_f)\theta_q = \tau_f \quad (2.27)$$

donde

$$\tau_f = Y_f\theta \quad (2.28)$$

y

$$Y_f = \frac{\beta}{\rho + \beta} Y_q \quad (2.29)$$

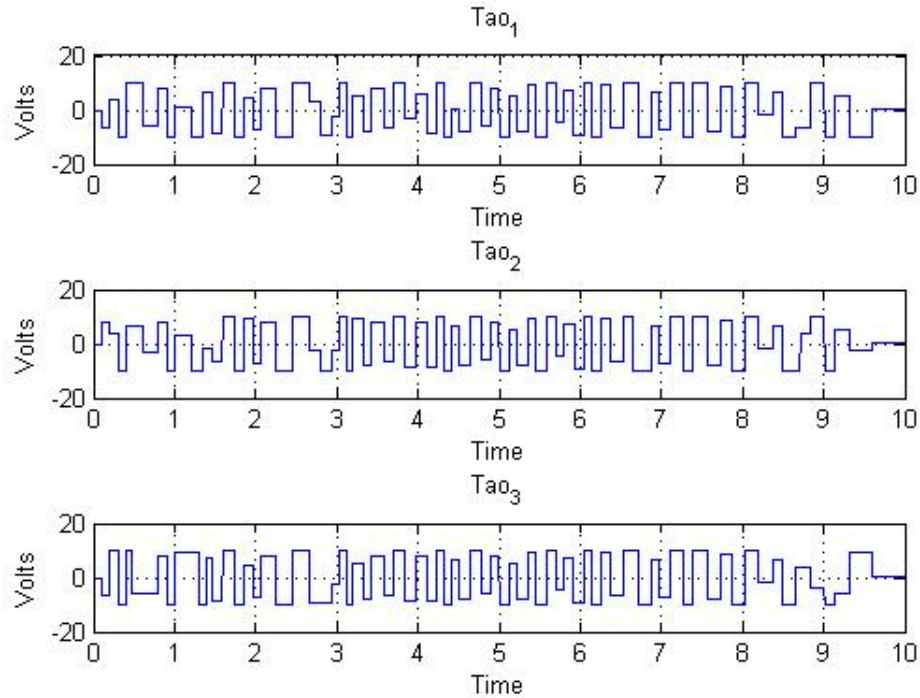


Figura 2.7: Señales aplicadas a las articulaciones para identificación paramétrica.

$$\theta = (Y^T Y)^{-1} (Y^T \tau) \quad (2.30)$$

Aplicando la estrategia de solución de mínimos cuadrados (ec. 2.30) se obtienen los resultados expuestos en las Tablas 3, 4 y 5. En la Figura 2.8 se muestra el diagrama a bloques de la estructura de filtrado para el experimento de mínimos cuadrados.

2.1.6. Validación del modelo

La ecuación que determina el comportamiento dinámico de un sistema mecánico (robot) es conocida como ecuación de movimiento. Es bien sabido que la ecuación de movimiento para un sistema mecánico puede ser deducida por diferentes técnicas. La evaluación de la ecuación de movimiento en donde se incluyen los parámetros, se realiza a nivel de simulación. En ésta, se consideran el robot físico y el robot virtual. El robot virtual tiene los parámetros obtenidos de forma experimental de la sección anterior. Se aplican los mismos torques a ambos modelos y se hacen mediciones de la respuesta

Tabla 2.3: Parámetros de la articulación 1

Parámetro	Símbolo	Valor
Masa 1	m_1	0,650[Kg]
Longitud articulación 1	L_1	0,03[m]
Longitud al centro de masa 1	L_{C1}	0,015[m]
Inercia x_1	I_{x1}	0,07750[Kg · m ²]
Inercia y_1	I_{y1}	0,07169[Kg · m ²]
Inercia z_1	I_{z1}	0,09308[Kg · m ²]
Fricción Viscosa 1	F_{V1}	0,5036[N · m · seg/grado]
Fricción de Coulomb 1	F_{C1}	0,3897[N · m]

Tabla 2.4: Parámetros de la articulación 2

Parámetro	Símbolo	Valor
Masa 2	m_2	0,25[Kg]
Longitud articulación 2	L_2	0,2[m]
Longitud al centro de masa 2	L_{C2}	0,09[m]
Inercia x_2	I_{x2}	0,01248[Kg · m ²]
Inercia y_2	I_{y2}	0,01728[Kg · m ²]
Inercia z_2	I_{z2}	0,00569[Kg · m ²]
Fricción Viscosa 2	F_{V2}	0,250[N · m · seg/grado]
Fricción de Coulomb 2	F_{C2}	0,3262[N · m]

Tabla 2.5: Parámetros de la articulación 3

Parámetro	Símbolo	Valor
Masa 3	m_3	0,1[Kg]
Longitud articulación 3	L_3	0,2[m]
Longitud al centro de masa 3	L_{C3}	0,15[m]
Inercia x_3	I_{x3}	0,01273[Kg · m ²]
Inercia y_3	I_{y3}	0,01922[Kg · m ²]
Inercia z_3	I_{z3}	0,00739[Kg · m ²]
Fricción Viscosa 3	F_{V3}	0,2478[N · m · seg/grado]
Fricción de Coulomb 3	F_{C3}	0,3529[N · m]

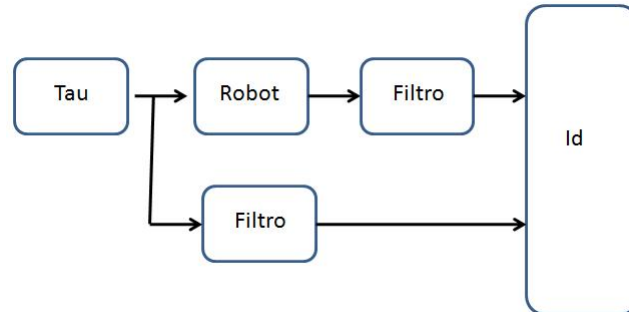


Figura 2.8: Esquema del proceso de identificación de parámetros.

angular de cada robot. La Figura 2.9 ilustra el diagrama de bloques del proceso de validación. En la sección anterior se obtuvieron los parámetros del modelo dinámico de un robot de 3 GDL una de las ventajas de tener un modelo representativo de la dinámica, es que permite visualizar la respuesta del mismo desde el punto de vista de simulación. Esto implica que se pueden evaluar sistemas complejos sin necesidad de construirlos físicamente. En esta sección se validan los modelos de los robots planar 2 GDL y robot RRR.

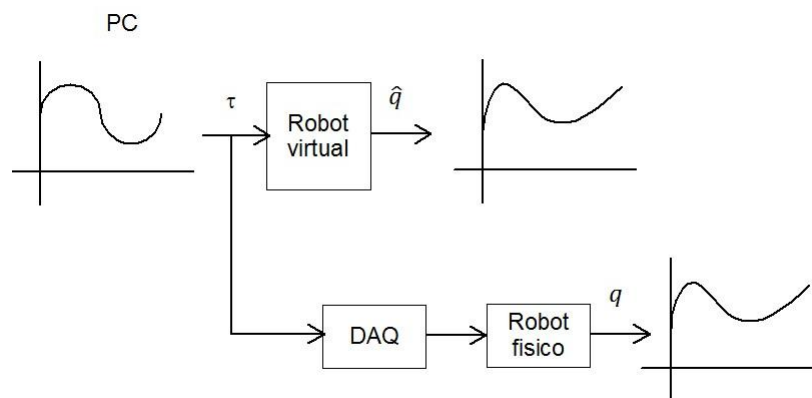


Figura 2.9: Esquema del proceso de validación.

La Figura 2.10 muestra la respuesta de los ángulos del robot planar físico y el robot planar virtual, así como la señal de entrada a los motores. La Figura 2.11 contiene la respuesta de los ángulos de las articulaciones del robot RRR al aplicarle un estímulo a los motores.

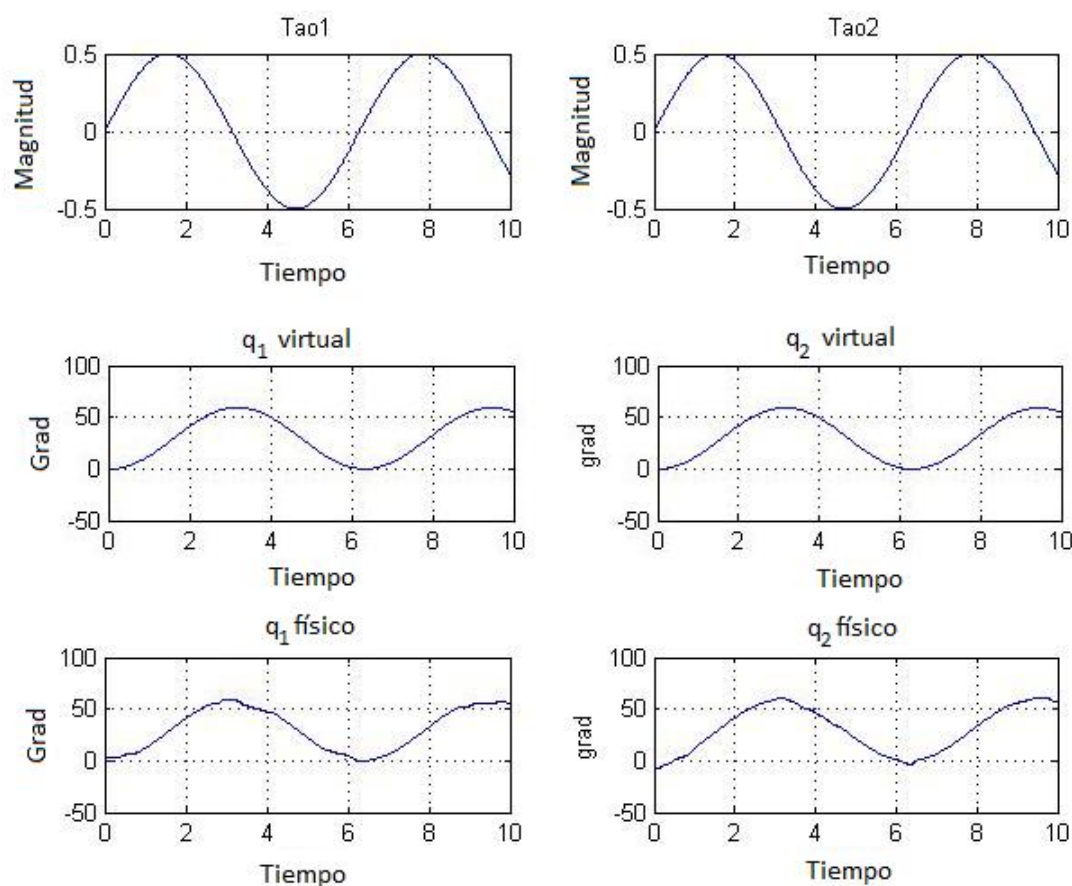


Figura 2.10: Respuesta del robot planar físico y virtual, posiciones.

2.2. Visión computacional

La visión es el más complejo y poderoso sentido humano. Es de vital importancia cuando se trata de desempeñar una tarea. La idea de imitar el sentido humano para mejorar el desempeño de sistemas mecánicos es una tendencia que se ha desarrollado en las últimas décadas. El problema principal es desarrollar un sistema que adquiera información 2D de una imagen y la convierta en una escena 3D. A los dispositivos que desempeñan esta tarea se les llama *sistemas de visión*. En la actualidad la mayoría de los sistemas de visión están diseñados para una sola aplicación. Esto es, un sistema de visión implementado en un robot móvil, tendría que ser reprogramado para que funcione para

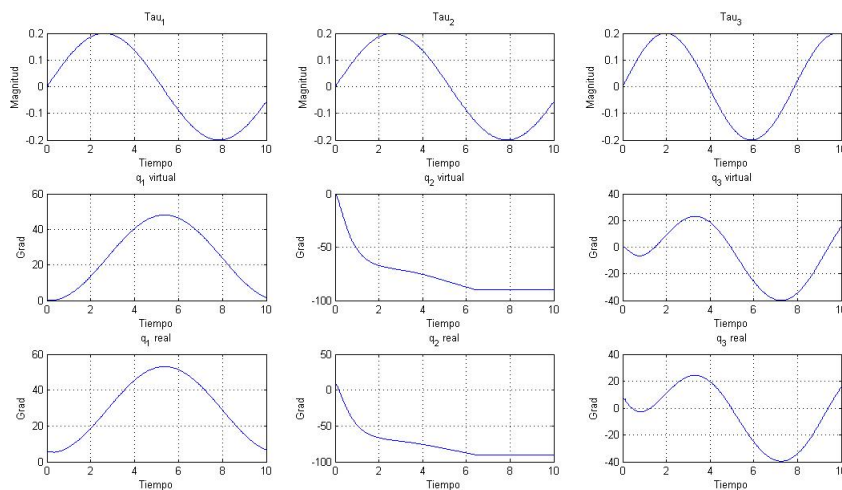


Figura 2.11: Respuesta del robot RRR físico y virtual, posiciones.

un robot en configuración de cámara fija. Ésto debido a los dos problemas básicos de los sistemas de visión que son: reconstrucción de escena y reconocimiento de patrones. El reconocimiento de patrones trata la clasificación e identificación de objetos en una imagen, mientras que la reconstrucción apunta a obtener una configuración 3D de ese objeto.

El proceso de formación de imagen en la visión humana es bien conocido, donde las ondas electromagnéticas reflejadas desde los objetos son captadas e invertidas por las lentes de los ojos y enfocadas en la retina, para producir una señal eléctrica, la cual integra información sobre color e intensidad de la imagen vista (Figura 2.12). Este es el mismo proceso para las cámaras y se le conoce como *proyección perspectiva*. La Figura 2.13 ilustra la formación de la imagen. El principal problema de la proyección perspectiva de un espacio 3D (mundo real) a un plano de imagen 2D, es que la información de profundidad se pierde en las imágenes ya que todos los objetos aparecen en el mismo plano.

Cuando se utiliza un sistema de visión para controlar un robot, debe resolverse la problemática de la pérdida de información de las coordenadas de profundidad. Para éste fin se desarrollan algoritmos de identificación que en general deben conocer la dinámica del objeto que está en movimiento o la estructura del mismo. Otros esquemas utilizan métodos estadísticos tales como predictores o modelos de visión activa. Otra forma

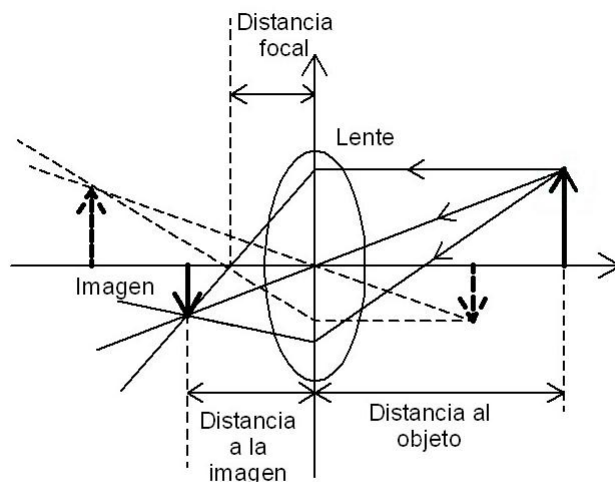


Figura 2.12: Formación de la imagen en humanos.

de resolver esta problemática es la implementación de sistemas binoculares, a estos se les conoce también como *estereo visión*. Tomada del modelo humano, la estereo visión adquiere imágenes de la misma escena con diferentes ejes focales, esta disparidad en las imágenes genera la información de profundidad. Cabe mencionar que en los humanos, se puede generar información de la profundidad con una sola imagen ya que el cerebro recurre a la experiencia en identificación de objetos. Basado en este principio se han implementado sistemas de control visual donde a través de la implementación de algunas reglas se logra un proceso de aprendizaje. Si bien esta técnica ha sido implementada con éxito, tiene un alto costo computacional. Por tanto, un sistema monocular presenta ventajas tales como: uso de poca memoria y menor tiempo de procesamiento.

Como se ha mencionado, en la presente tesis se aborda el tema de control servo visual usando un esquema monocular, por los motivos mencionados anteriormente.

2.2.1. Plataforma de visión

El desarrollo de un sistema de control servo visual requiere el conocimiento tanto de la lógica de control como del sistema físico. En esta sección se aborda la implementación del sistema de visión como una parte dinámica del sistema. En principio se considera la

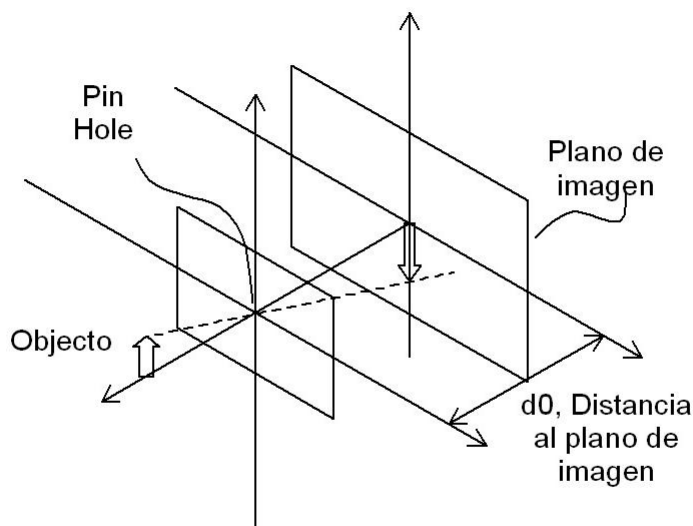


Figura 2.13: Modelo de proyección perspectiva.

arquitectura del modelo de visión, que para este caso es monocular y con cámara fija. Una vez conocido el modelo para la formación de imágenes, se captura la escena por medio de una cámara CCD, la cual de forma digital y en formato matricial, envía la información a una tarjeta de captura de video. A ésta, se le conoce como *frame grabber*. En adelante lo que involucra al procesamiento de imágenes, está a nivel de software. Una vez adquirida la imagen, ésta se encuentra en escala de grises. Por medio del proceso de segmentación se convierte en una imagen binaria. Bajo el esquema binario resulta más simple el procesamiento. A continuación se identifican las características de interés de la imagen y finalmente se obtienen las coordenadas de la sección de interés de la imagen. La Figura 2.14 ilustra el proceso que lleva a la imagen desde que se toma de la escena hasta la identificación de características de interés. Todo este proceso implica la apreciación de conocimientos en iluminación, lentes, electrónica de adquisición y el funcionamiento de cámaras. Es de particular importancia para el control servo visual, la actuación de la cámara, ya que ésta, se comporta como un muestreador en un lazo de control.

Como se mencionó, la iluminación es un factor importante en el buen funcionamiento del control servo visual. La fuente de radiación se define en función de las características

de la cámara. Esto es, los sensores CCD son sensibles a la radiación infrarroja, esta se expresa en electrones/lux. No es posible cuantificar la cantidad de electrones generados en el CCD a partir de los fotones provenientes de la radiación infrarroja, debido a que estos no contribuyen al flujo lumínico. Es común encontrar filtros de radiación infrarroja en los CCD de las cámaras, esto para prevenir el efecto de saturación proveniente de dicha radiación, particularmente cuando se ilumina con fuentes de tungsteno. Para la iluminación, en este trabajo se utilizaron lámparas fluorescentes de 85 KHz, con una potencia de 26 watts. La frecuencia de operación de la lámpara evita efectos de micro interrupción cuando se captura una imagen.

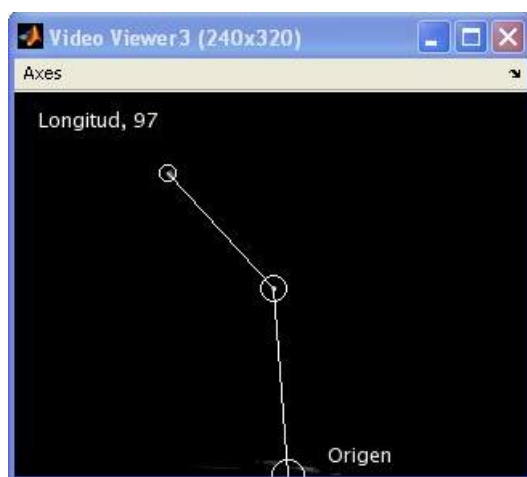


Figura 2.14: Procesamiento de escena a región de interés.

2.2.1.1. Adquisición de la imagen

Las imágenes capturadas por la lente, son llevadas al CCD, el cual está compuesto por *fotositios* (también conocidos como píxeles) los cuales acumulan una carga proporcional a la iluminación del periodo de exposición. El primer paso del procesamiento de un sistema de visión, es digitalizar la señal analógica de video que representa una imagen. Esta forma de onda es muestreada como una función de imagen continua $I(i, j)$ y cuantizada. Los valores obtenidos son almacenados en una memoria de dos dimensiones conocida como marco de almacenamiento (*framestore*). Estas muestras (píxeles), son a menudo referidas como *nivel de gris* o *valor de gris*. Es importante resaltar que cuando el movimiento relativo entre la cámara y la escena es más rápido que la formación de la

imagen en el CCD, la imagen obtenida resulta borrosa, ya que los fotositios responden a la integral de la iluminación sobre el periodo de exposición. El objeto en movimiento aparece borroso en dirección al movimiento. Las cámaras modernas minimizan este efecto ya que obturador electrónico descarga los fotositios en periodos muy cortos de tiempo, por tanto, sólo la carga integrada en este periodo es enviada a los registros de transporte. Una vez obtenida la imagen en el registro de transporte, ésta se envía a través de algún protocolo de comunicación de video estándar a una tarjeta de captura de video en forma de una matriz en el caso de escala de grises, o como tres matrices en el caso RGB. Todo el proceso se repite de forma continua o con intervalos programables. Cabe mencionar que en los sistemas de visión donde se utilizan protocolos de transmisión de propósito general, tales como USB2 o Fire wire, por citar algunos, el periodo de captura de video, puede resultar no constante, debido a que se depende del uso de los buses y estos realizan funciones inherentes a los procesos de operación del sistema de cómputo.

2.2.2. Procesamiento de imágenes

2.2.2.1. Segmentación

La segmentación es el proceso en el cual se divide una imagen en regiones, tal que todos los puntos que forman una superficie homogénea plana de un objeto, aparecen como una región aislada de la imagen. Los métodos de segmentación pueden dividirse en dos grupos: histograma basado en segmentación y coherencia espacial basada en segmentación. En cualquier caso, hay un acuerdo en la literatura (Sankur, et al. 2001), en donde se comenta que una correcta y total segmentación es imposible sin el conocimiento a priori sobre la escena.

Para los resultados de segmentación, en esta tesis se aplica un barrido a toda la imagen con el fin de reconocer las marcas del efector y la articulación correspondiente al codo del robot. Estas marcas en la superficie del robot, son círculos blanco y gris (efector y articulación respectivamente) con suficiente contraste con respecto al fondo (negro) y por lo tanto es relativamente simple identificarlas considerando dos niveles de umbralización. La Figura (2.15) ilustra la manera en la cual se obtienen las coordenadas del objeto de interés de la escena.

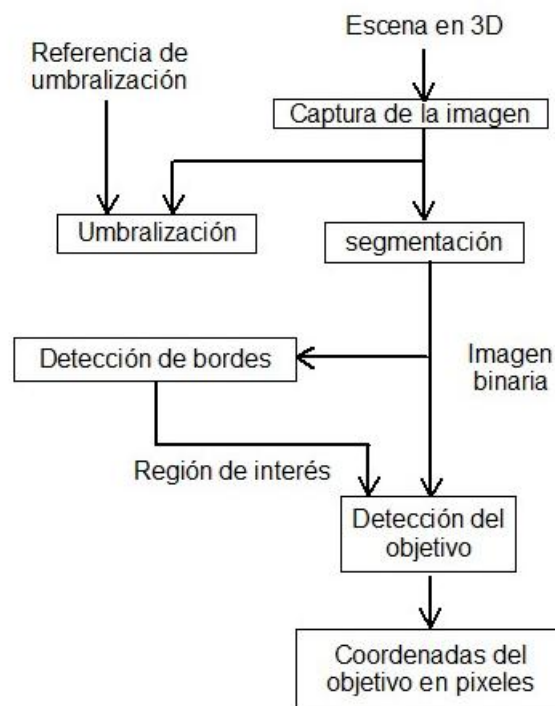


Figura 2.15: Secuencia del procesamiento de imagen.

La escena donde aparece el robot (ver Figura 2.16) es convertida en una imagen en escala de grises de 8 bits, obtenida de la tarjeta digitalizadora. Se asume que existen niveles suficientes (0-255) para obtener una umbralización confiable. La ecuación (2.31) define la regla de binarización para los píxeles de la imagen, donde B es el valor binario (blanco o negro) de un pixel colocado en el i -ésimo renglón y la j -ésima columna, I es el valor en escala de grises del pixel, t es el valor de umbralización. La Figura 2.17 ilustra la secuencia para la generación de la matriz de imagen. Cabe mencionar que la segmentación mostrada basada en histograma, no tiene una solución única debido a la elección del parámetro de umbralización. También la solución depende de las condiciones de iluminación y de la complejidad de la escena. Cuando el parámetro de umbralización es fijo, y no se tiene control sobre la iluminación, resulta imposible segmentar una escena. El problema es determinar el valor óptimo de umbralización para cada imagen en escala de grises, tal que se minimice el error en la segmentación. Recientemente este problema



Figura 2.16: Robot visto desde la computadora en escala de grises.

se ha resuelto utilizando el método de Kittler y Illingworth (Alatan, 2003), en donde dado un histograma de la imagen, se determina la distribución de los valores de gris de los píxeles del objeto de interés y el fondo, de aquí que se obtiene un valor estadístico del parámetro de umbralización. En esta tesis se recurrió a la calibración previa al control. Esto es, empleando un sensor óptico se determina en la imagen en grises el valor de un punto de referencia y el fondo (color negro). La diferencia algebraica entre estos valores determina el valor de umbralización. La Figura 2.18 muestra una imagen en escala de grises y su respectivo segmentado utilizando el método descrito anteriormente.

$$B(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(i, j) \geq t \\ 0 & \text{si } I(i, j) < t \end{cases} \quad (2.31)$$

2.2.2.2. Características binarias de la imagen

La segmentación es el primer paso para la extracción de información de una imagen. Cada región segmentada debe tener una representación específica dentro de la escena. En el caso de esta tesis, se consideran dos círculos, uno en el efector y otro en la articulación referente al codo del robot. Para el caso planar, cuando el plano de la cámara es paralelo al plano de desplazamiento del robot, es relativamente simple reconstruir el brazo del robot, ya que se conocen las coordenadas del origen del mismo en el plano

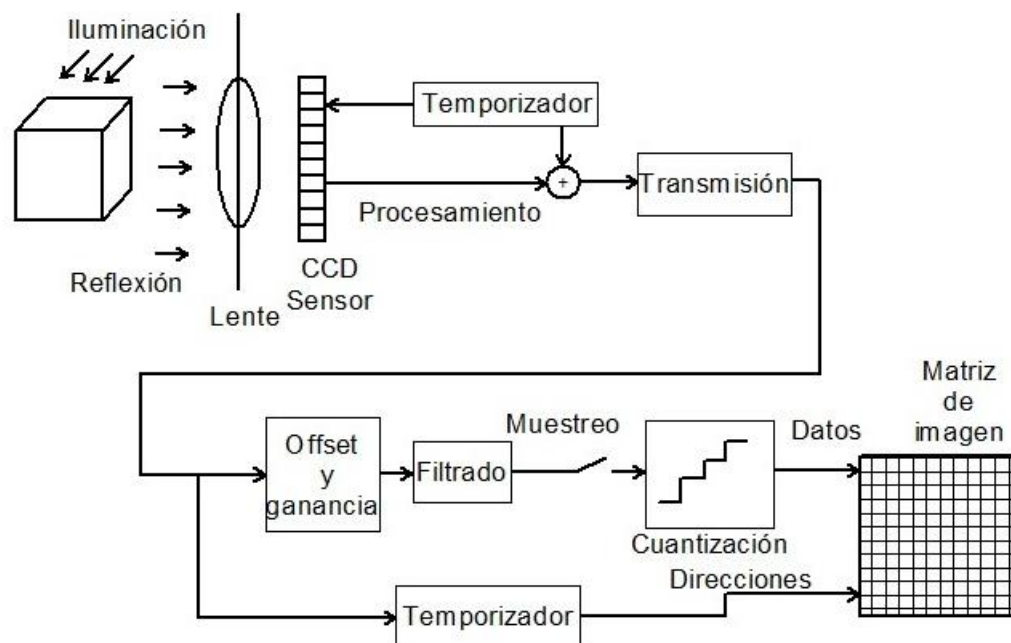


Figura 2.17: Proceso para la generación de imágenes.

de imagen. Cuando se trata de un robot en movimiento en el espacio, resulta más complicado identificar los puntos de interés, ya que pueden presentarse efectos tales como oclusión o pérdida del objetivo por iluminación mal distribuida. En el caso del codo del robot, la figura a identificar para determinar la posición de la articulación ya no es un círculo. A nivel experimental en la presente tesis se utilizó un cambio de color en la sección del codo del robot para obtener un efecto de alto contraste con respecto a los elementos del robot y el fondo. La Figura 2.19 ilustra un detalle del codo del robot en escala de grises. Para obtener las coordenadas de los elementos de interés del robot, se calcula el centroide de la figura segmentada. En el caso del codo del robot RRR, se emplea el mismo algoritmo, tomando en cuenta que para ciertas posiciones existe un error mínimo, que para efectos prácticos considera despreciable.

Una vez identificada el área de interés, se realiza un barrido sobre una subárea concerniente a las cercanías de los objetos segmentados. La Figura 2.20, presenta una imagen en donde se aprecia la subárea de búsqueda. Ésta subárea, se obtiene a partir del peor caso de identificación de la marca articular, esto es, se considera el movimiento del brazo extendido del robot a la máxima velocidad de desplazamiento entre dos

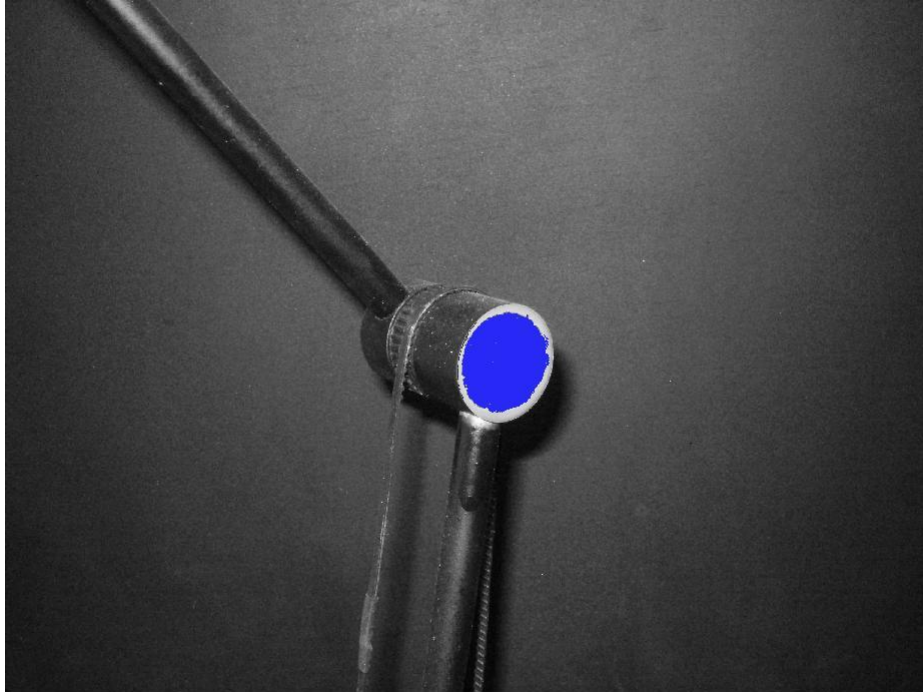


Figura 2.18: Imagen en escala de grises con segmentación.

imágenes consecutivas. Con esto se obtiene que las subáreas de las dos imágenes se encuentren traslapadas (ver Figura 2.21), y por tanto se reduce considerablemente el área de búsqueda y esto redundará en una optimización del proceso de extracción de las características de interés de la imagen en proceso continuo.

2.2.2.3. Calidad de la imagen

En la práctica, la imagen tomada desde la cámara no es ideal. La lente utilizada para formar la imagen está formada por un conjunto de lentes simples. En estas pueden existir imperfecciones inherentes al proceso de fabricación. Las imperfecciones pueden ser desde falta de alineación de las lentes simples para la fabricación de la lente compuesta hasta malformaciones en producto final. Las fallas antes mencionadas, por lo general pueden producir errores en la formación de la imagen tales como visión borrosa, distorsiones geométricas, aberraciones esféricas, cromáticas o errores en la apertura del diafragma entre otras. Cabe mencionar que las lentes son diseñadas para funcionar de forma óptima para cada tipo de CCD, ya que se diseñan para minimizar los efectos de distorsión. Para cuantificar la calidad de la imagen, debe considerarse la relación

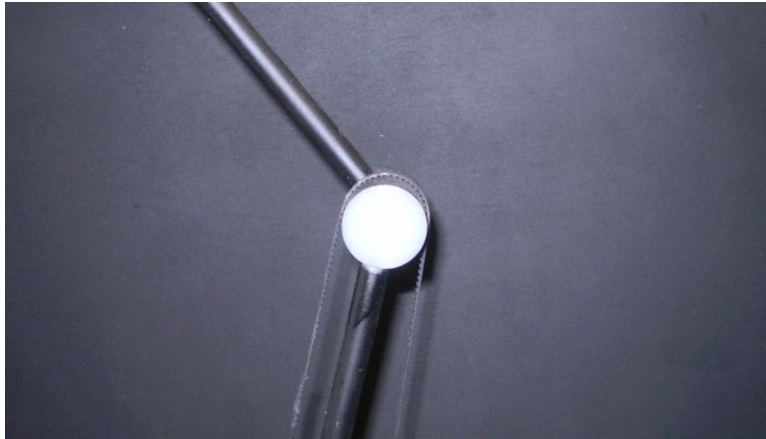


Figura 2.19: Detalle del codo del robot en escala de grises.

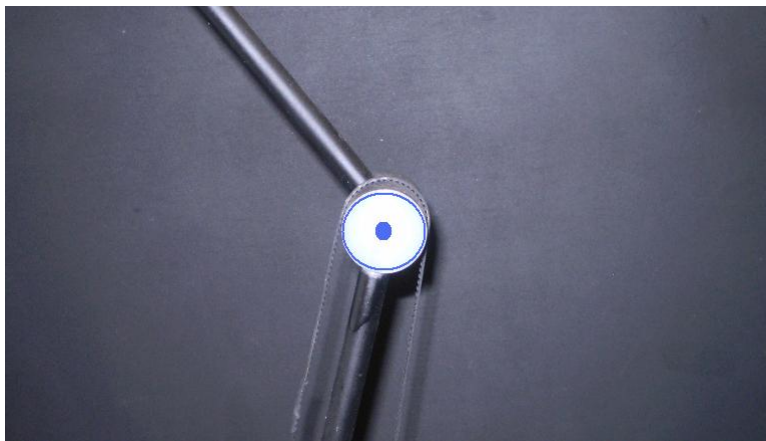


Figura 2.20: Área de interés del codo del robot.

entre el contraste y la resolución. Ésta puede ser considerada como la magnitud de una función de transferencia espacial, la cual es conocida como *función de transferencia de modulación* o MTF (por sus siglas en inglés). Detalles sobre la evaluación de la imagen pueden apreciarse en Corke, (2005).

2.2.2.4. Requerimientos de video para control servo-visual

En esta sección se resumen algunos de los aspectos más relevantes a considerar en la selección de cámaras, iluminación para la implementación de sistemas servo-visuales.

- El intervalo de exposición debe ser lo suficientemente corto para evitar imágenes borrosas, para esto se recomienda conocer la dinámica del objeto en movimiento

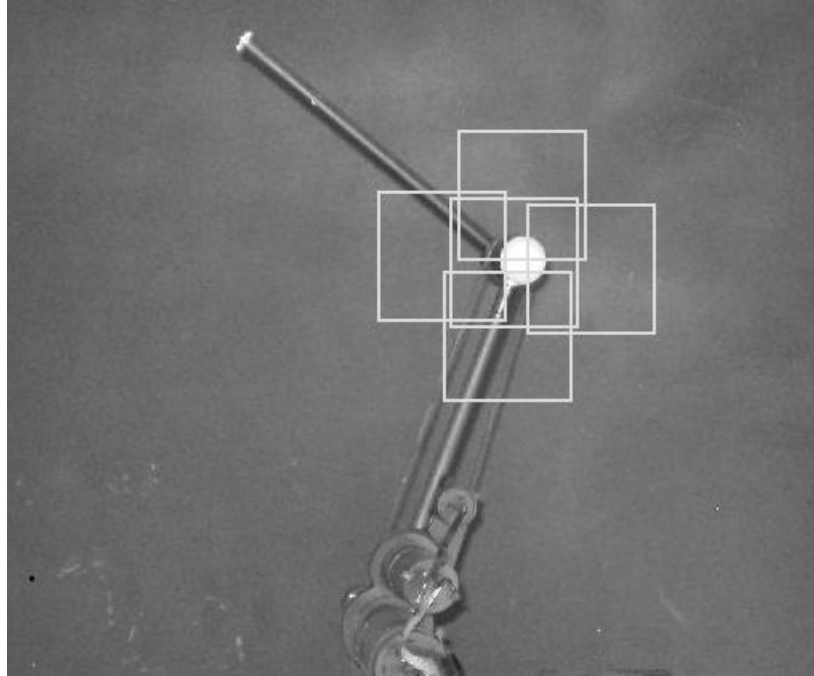


Figura 2.21: Traslape de las subáreas.

a controlar.

- Considerar el espacio en el cual las distorsiones debidas a las lentes son mínimas.
- Cuando se emplean compensaciones por medio de software debe considerarse el incremento en el ciclo de control.
- Debe considerarse la profundidad focal sobre la cual puede mantenerse el objeto de interés en movimiento sin problemas de enfoque.
- El tamaño del objeto a reconocer debe ser suficiente para ser reconocido.
- La iluminación debe ser equilibrada para evitar problemas de umbralización o saturación en la imagen.
- Determinar el parámetro de umbralización de manera estática o dinámica cuando no se tiene control sobre la iluminación.
- Considerar la relación del objeto de interés y el área en el plano de imagen.

- Determinar los parámetros intrínsecos de la cámara: distancia focal, factores de escala, coeficientes de distorsión, etc.
- Considerar la calibración cinemática, en otras palabras, la posición relativa entre la cámara y el extremo del robot.

2.2.3. Calibración de la cámara

La cámara es uno de los elementos más importantes en el sistema servo visual ya que ésta entrega la información visual en la que se basa el controlador para hacer las acciones de corrección, por tanto y para la aplicación de los controladores propuestos en este trabajo, se requiere que el plano de la cámara sea paralelo al plano descrito por el movimiento del robot, en el caso del robot planar. Para el robot RRR, no existe esta restricción. Sin embargo, el eje óptico debe coincidir con el origen del robot. Las condiciones antes mencionadas son para evitar en lo posible efectos graves de distorsión debida a la perspectiva y efectos de oclusión. Para todo esto es necesario obtener los parámetros intrínsecos y extrínsecos de la cámara. A obtener estos parámetros se le conoce como *calibración de la cámara*.

2.2.3.1. Modelo de la cámara

La cámara *pin-hole* es el modelo más simple para realizar la captura de imágenes. Es diseñado principalmente para cámaras CCD, sin embargo, se aplica también en cámaras de rayos-X o escaneo de negativos fotográficos por citar algunas. Este modelo describe la relación matemática entre las coordenadas 3D de un punto y su proyección en un plano de imagen. La apertura de la cámara se describe como un punto y no como un conjunto de lentes que utilizados para enfocar la luz. La Figura 2.22 muestra la formación de la imagen a partir del modelo *pin-hole*.

Se considera la proyección central de un punto en el espacio dentro del plano. Se hace el centro de la proyección el origen del sistema coordenado Euclidiano, y se considera el plano $Z = f$, el cual es llamado plano de imagen o plano focal. Bajo el modelo *pin-hole* de la cámara, un punto en el espacio con coordenadas $P = (X_w, Y_w, Z_w)$ es mapeado a un punto en el plano de imagen. Tal punto, es la intersección de una línea que une al punto P con el centro de proyección. A éste centro se le conoce como *centro óptico*. El

eje que va a través del centro de la cámara al plano de imagen es llamado *eje óptico* y el punto donde el eje principal toca al plano de imagen se le conoce como punto principal.

Por similitud de triángulos, es factible determinar que el punto $P = (X, Y, Z)^T$ es mapeado al punto $P_u = (fX/Z, fY/Z)^T$ en el plano de imagen, estableciendo la relación de la ecuación (2.32).

$$(X, Y, Z)^T \rightarrow (fX/Z, fY/Z, f)^T \quad (2.32)$$

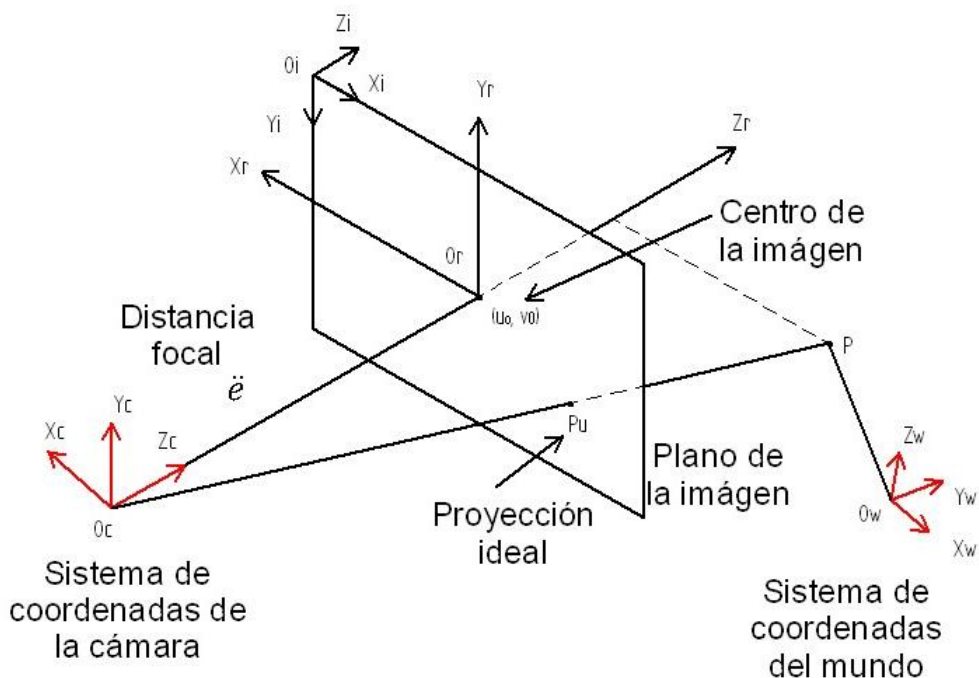


Figura 2.22: Modelo pin-hole.

2.2.3.2. Calibración fotogramétrica

El proceso de calibración de la cámara, consiste en determinar los parámetros propios de la cámara (intrínsecos) estos son: *distancia focal*, *factores de distorsión* y *punto principal* entre otros. Los parámetros que relacionan la orientación de la cámara

(parámetros extrínsecos) son respecto al marco del espacio de trabajo del robot. En la literatura se presentan diversos métodos, los cuales difieren en la forma de obtener los parámetros a través de imágenes. Existen procesos automáticos, generalmente 2D-2D, y manuales 3D-2D. En el caso particular de este trabajo se utiliza un proceso fuera de línea 3D-2D con cámara fija. Para este experimento se requiere la calibración al principio del proceso, ya que los parámetros intrínsecos permanecen fijos hasta que cambian las condiciones de la cámara. Por otro lado, se considera dinámica la determinación de los parámetros extrínsecos, ya que estos se obtienen a partir del movimiento de la cámara o de algún objeto en la escena. Para el presente trabajo, el movimiento es generado por un robot planar de 2 GDL y un robot RRR. La idea principal en los procesos de calibración es describir el modelo de proyección que relaciona los sistemas de coordenadas que permiten obtener los parámetros de la cámara. En general el proceso de calibración de la cámara consiste en determinar la geometría y características internas de la cámara, parámetros intrínsecos (tamaño horizontal y vertical de los pixeles, también llamado aspecto proporcional, coordenadas de proyección del centro óptico, largo focal), y los parámetros extrínsecos (rotación y traslación), que representan la localización y orientación (postura) de la cámara relativa a una imagen en un sistema de coordenadas. Para localizar los objetos en el mundo real, se establece un marco de referencia, que se conoce como *marco de referencia del mundo*. Un objeto en esta imagen es medido en términos de coordenadas de pixeles, los cuales están dentro del marco de referencia de la imagen. El sólo conocer la distancia en pixeles entre puntos de una imagen, no permite determinar la distancia correspondiente a los mismos puntos en el mundo real. Por lo tanto, es necesario establecer las ecuaciones que unan el marco de referencia del mundo con el marco de referencia de la imagen, de manera que sea posible establecer la relación entre los puntos en coordenadas en el espacio 3D y los puntos en la imagen 2D. Esta relación no se puede establecer directamente por lo tanto es necesario establecer un marco de referencia inmediata, llamado marco de referencia de la cámara.

En principio de acuerdo a La Figura 2.22 se toma la ecuación de perspectiva (ecs. (2.33) y (2.34)) y recuperación de postura de los puntos de interés en el patrón, que en este caso es un cubo de 3.5 cm de arista (ver Figura 2.23). La postura es representada por la matriz de rotación, escrita como r_{ij} , y el vector de traslación o desplazamiento

$T = [T_x, T_y, T_z]$. Por otro lado, el largo focal f_x y el aspecto proporcional α del lente deben ser conocidos.

$$u = \lambda \frac{x}{z} \quad (2.33)$$

$$v = \lambda \frac{y}{z} \quad (2.34)$$



Figura 2.23: Cubo para calibración.

De aquí, se definen las ecuaciones que describen los parámetros intrínsecos (ecs. (2.35) y (2.36)) y extrínsecos (ecs. (2.37 y (2.38))), así como las coordenadas de un punto en el mundo con respecto al marco de la cámara (ec. 2.39).

$$r = -\frac{\lambda x}{s_x z} + O_r \quad (2.35)$$

$$c = -\frac{\lambda y}{s_y z} + O_c \quad (2.36)$$

$$R = R_w^c \quad (2.37)$$

$$T = -R_w^c O_c^w \quad (2.38)$$

$$x^w = R_c^w x^c + O_w^c \quad (2.39)$$

Para la realización del experimento, se debe adquirir un conjunto de datos de la forma r_i, c_i, x_i, y_i, z_i para $i = 1$ hasta N , donde r_i, c_i son las coordenadas de un punto en el mundo proyectado en el plano de imagen en pixeles y x_i, y_i, z_i son las coordenadas de dicho punto. Para la realización de esta toma de datos se utiliza el robot planar de 2 GDL, en el cual se coloca una fuente de iluminación (diodo led) en la parte superior del efector. Por medio de los sensores articulares y la cinemática directa, se identifican las coordenadas (x, y, z) , posteriormente se captura una imagen y mediante un programa de reconocimiento (filtrado de luz y determinación de coordenadas en pixeles) se ubica el punto en el plano de imagen, obteniendo en conjunto de datos antes mencionado. De las ecuaciones de los parámetros se obtienen las ecuaciones (2.40) y (2.41).

$$r = -f_x \frac{x^c}{z^c} = -f_x \frac{r_{11}x + r_{12}y + r_{13}z + T_x}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}z + T_z} \quad (2.40)$$

$$r_i r_{21} x_i + r_i r_{22} y_i + r_i r_{23} z_i + r_i T_y = -\alpha c_i r_{11} x_i - \alpha c_i r_{12} y_i - \alpha c_i r_{13} z_i - \alpha c_i T_x \quad (2.41)$$

Tomando en cuenta que se tienen los mismos denominadores se introduce la tasa de proporcionalidad $\alpha = f_x/f_y$ para cada correspondencia; simplificando se llega a un sistema lineal de 8 incógnitas de la forma $Av = 0$, para N correspondencias entre los puntos de imagen r_i, c_i y el modelo de puntos 3D x_i, y_i, z_i (ecs. (2.42) y (2.43)). Para $N \geq 7$ y los N puntos son no coplanares, el sistema tiene una solución no trivial, que se determina mediante la descomposición de valor singular (SVD) de la matriz A . La matriz de rotación, los dos primeros elementos del vector de traslación y tasa de proporcionalidad se calculan a partir de esta solución. Utilizando restricciones de ortogonalidad de la matriz de rotación, con $RR^T = I$, la suma de los elementos al cuadrado de las filas es la unidad y donde la tercera fila es el producto cruz de las anteriores, $r_3 = r_1 \times r_2$. Finalmente se obtuvieron T_z y f_x a partir de la ecuación (2.44).

$$A = \begin{bmatrix} r_1 x_1 & r_1 y_1 & r_1 z_1 & r_1 & -c_1 x_1 & -c_1 y_1 & -c_1 z_1 & -c_1 \\ r_2 x_2 & r_2 y_2 & r_2 z_2 & r_2 & -c_2 x_2 & -c_2 y_2 & -c_2 z_2 & -c_2 \\ \vdots & & & & & & & \vdots \\ r_n x_n & r_n y_n & r_n z_n & r_n & -c_n x_n & -c_n y_n & -c_n z_n & -c_n \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

$$v = \begin{bmatrix} r_{21} \\ r_{22} \\ r_{23} \\ T_y \\ \alpha r_{11} \\ \alpha r_{12} \\ \alpha r_{13} \\ \alpha T_x \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

$$x_i(r_{31}X_i^w + r_{32}Y_i^w + r_{33}Z_i^w + T_z) = -f_x(r_{11}X_i^w + r_{12}Y_i^w + r_{13}Z_i^w + T_x) \quad (2.44)$$

2.2.3.3. Simulación de la cámara virtual

Para efectos de simulación, es necesario implementar un bloque que funcione igual que una cámara de video. Para este fin, se genera una cámara virtual. La programación de ésta depende de los parámetros obtenidos del proceso de calibración. El ciclo de muestreo de la cámara, se considera como un retraso. La cámara virtual, está implementada en dos bloques, el primero, toma los valores de las coordenadas generalizadas \mathbf{q}_i y por medio del cálculo de cinemática directa, obtiene las coordenadas en el espacio cartesiano de las articulaciones y efector final. Las ecuaciones (2.45) a la (2.48) ilustran el cálculo de la cinemática directa para el efector. El segundo emplea el parámetro λ (profundidad focal) y las matrices de rotación y traslación. Integrando estos parámetros a las ecuaciones (2.54) y (2.55) se determina la cámara virtual. La Figura 2.24 muestra el diagrama a bloques de la cámara virtual.

$$r = L_z \cos(q_2) + L_3 \cos(q_2 + q_3) \quad (2.45)$$

$$z = r \cos(q_1) \quad (2.46)$$

$$y = L_1 + L_2 \sin(q_2) + L_3 \sin(q_2 + q_3) \quad (2.47)$$

$$x = r \sin(q_1) \quad (2.48)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1,0 & 0,002 & 0 \\ 0 & 1,0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

$$T = [0, 0, 0, 5] \quad (2.50)$$

$$x_{1C} = R(1, 1)x + R(1, 2)y + R(1, 3)z \quad (2.51)$$

$$x_{2C} = R(2, 1)x + R(2, 2)y + R(2, 3)z \quad (2.52)$$

$$x_{3C} = R(3, 1)x + R(3, 2)y + R(3, 3)z \quad (2.53)$$

$$Y_1 = \lambda \left(\frac{x_{1C}}{T(3) - x_{3C}} \right) \quad (2.54)$$

$$Y_2 = \lambda \left(\frac{x_{2C}}{T(3) - x_{3C}} \right) \quad (2.55)$$

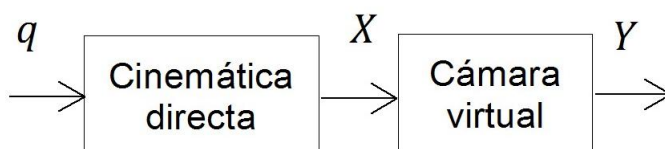


Figura 2.24: Diagrama a bloques de la cámara virtual.

2.2.3.4. Experimento de calibración de la cámara

Para calcular el punto principal, se utiliza un cubo de aluminio (ver Figura 2.23), el cual al ser visto a través de la cámara muestra una imagen en donde pares aristas de la misma cara coinciden en un punto tal como se aprecia en la Figura 2.25, esto debido al efecto de perspectiva. Los puntos de intersección de las rectas provenientes de las aristas forman un triángulo; el ortocentro de este triángulo es el punto principal de la

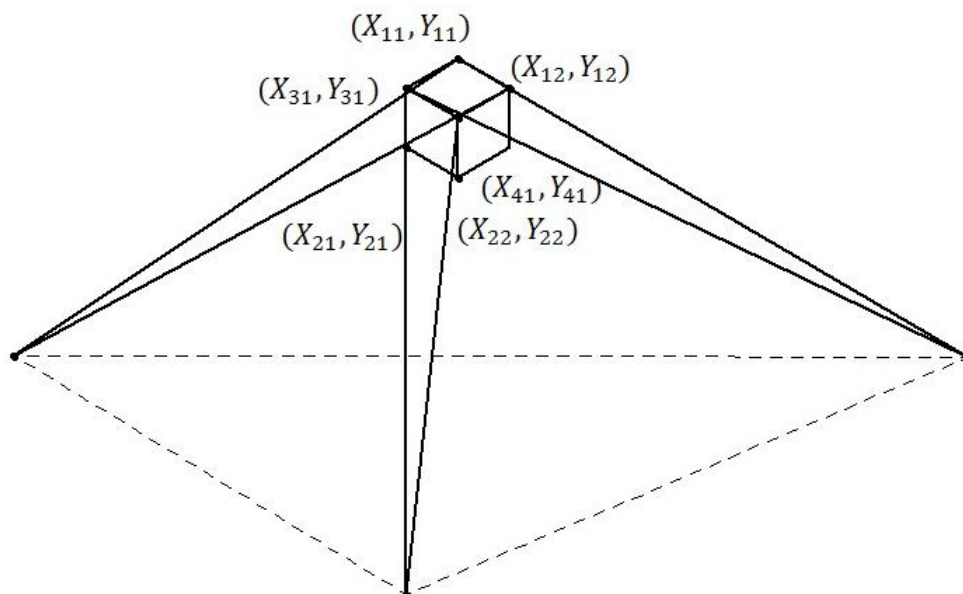


Figura 2.25: Cubo y aristas en proyección.

imagen, en este caso el ortocentro se encuentra fuera del triángulo, como se aprecia en la Figura 2.26.

Se utilizan datos simulados y datos reales para el experimento; para los datos simulados se realiza lo siguiente:

- Aprovechando los trabajos originales, se consideraron datos de los parámetros intrínsecos y extrínsecos, para una cámara virtual y se generaron puntos de imagen a partir de coordenadas de un mundo ficticio, utilizando estos parámetros.
- Se utiliza el algoritmo implementado con los pares de puntos correspondientes a fin de verificar los resultados obtenidos.
- Finalmente se verifica la exactitud de los parámetros de la cámara obtenidos con el algoritmo.

Después de aplicar el método descrito anteriormente e implementarlo en Matlab y Simulink, se obtienen los resultados de la Tabla 6. La Tabla 7 muestra la comparativa de los resultados experimentales de la calibración de la cámara. En la Figura 2.27 se

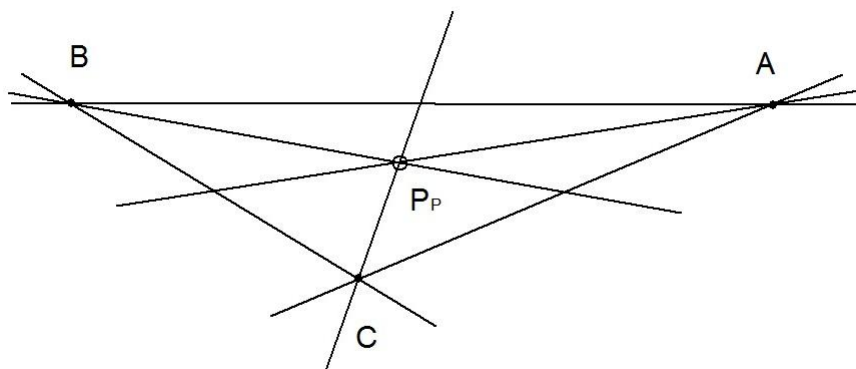


Figura 2.26: Punto principal de la imagen.

Tabla 2.6: Parámetros de calibración

No.	X	Y	Z	C	R
1	18	10	0	157.96	171.45
2	0	9	6	376.46	154.34
3	6	0	6	33.20	284.15
4	6	11	0	278.53	128.93
5	0	15	9	413.91	77.42
6	3	0	6	352.73	271.55
7	12	3	0	229.57	251.37

muestran las posiciones de la cámara, el robot y los ejes láser para corroborar los valores angulares del experimento.

2.2.3.5. Resumen de resultados

En este Capítulo se analizaron las cinemáticas directa e inversa del robot RRR y se obtuvo un modelo dinámico del mismo. Se realizó una identificación paramétrica del mismo y se validó mediante experimentos. Considerando la visión computacional, se analizaron los aspectos más importantes en el proceso de extracción de la información a partir de una escena; desde la adquisición de la imagen, pasando por el procesamiento de la misma. La determinación de características binarias de interés y un algoritmo de optimización del proceso de adquisición. Se desarrolló también el proceso de calibración

Tabla 2.7: Comparativa del método de calibración

Parametro	Valor definido	Valor obtenido	Error relativo
α	0.9	0.900	0.0000
f_x	-500	-488.6944	0.02261
R11	0.5985	0.5985	0.0000
R12	-0.0224	-0.0224	0.0000
R13	-0.8008	-0.8008	0.0000
R21	-0.2762	-0.2762	0.0000
R22	0.9326	0.9326	0.0000
R23	-0.2325	-0.2325	0.0000
R31	0.7520	0.7520	0.0000
R32	0.3603	0.3603	0.0000
R33	0.5520	0.5520	0.0000
T1	0.1	0.0724	0.0276
T2	-0.3	-0.2172	0.0828
T3	-50	-49.1520	0.848

de la cámara, utilizando un objeto de referencia (cubo con aristas en alto contraste). Se llevó a cabo la simulación de la cámara virtual, misma que se emplea en las simulaciones posteriores para la retroalimentación visual y la experimentación del proceso de calibración. Finalmente se validó la calibración por medio de un experimento utilizando ejes referenciales.

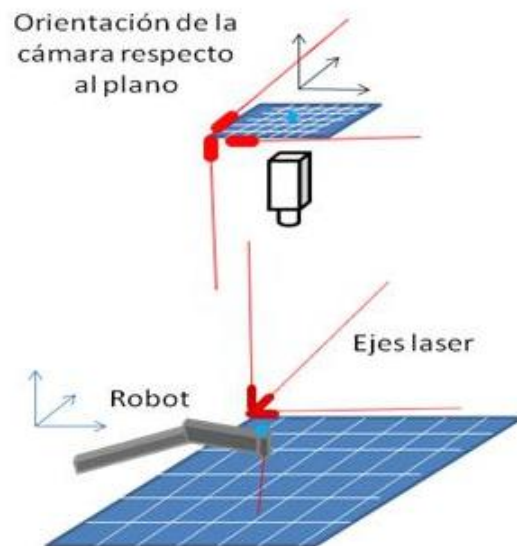


Figura 2.27: Cámara robot y ejes para validación.

Capítulo 3

Modelado del robot en el espacio de imagen

3.1. Modelado del robot

En este capítulo se aborda el modelado de robots basado en imagen. En principio se obtiene la dinámica de imagen de los robots planar de 2 GDL y 3 GDL. Se realiza el proceso de identificación paramétrica con el método de mínimos cuadrados fuera de línea, considerando la implementación de un algoritmo para obtener las coordenadas del robot RRR en el espacio. Posteriormente se muestran simulaciones y experimentos que validan el punto de vista del modelado en imagen para un robot planar de 2 GDL y un robot moviéndose en 3D.

3.1.1. Dinámica del robot

Se considera un robot RRR moviéndose en el espacio cuya ecuación de movimiento es

$$\mathbf{M}(q)\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{B}(\dot{q})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{f}(\dot{q}) + \mathbf{g}(q) = \boldsymbol{\tau}, \quad (3.1)$$

donde $\boldsymbol{\tau}(t) \in \mathbb{R}^3$ es el par de control $q(t) \in \mathbb{R}^3$, la posición de la articulación del manipulador. $M(q) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ representa la matriz de inercia, y $\mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{B}(\dot{q})\dot{\mathbf{q}}$ y $\mathbf{g}(q) \in \mathbb{R}^3$ son los pares de Coriolis, centrífuga, fricción y gravedad, respectivamente. Esta ecuación puede ser obtenida modelando el manipulador empleando el formalismo

Lagrangiano (Spong et. al, 1996) con la energía cinética $K(q, \dot{q}) = \frac{1}{2}\dot{q}^T \mathbf{M}(q)\dot{q}$ y la energía potencial $\mathbf{P}(q)$. En la ecuación de movimiento pueden apreciarse las siguientes propiedades:

Propiedad 1: La matriz de inercia $\mathbf{M}(q)$ es positiva definida, i.e.,

$$\underline{m} \leq q^T M(q)q \leq \bar{m}, \forall q \in \mathfrak{R}^3, 0 < \underline{m} \leq \bar{m}. \quad (3.2)$$

Propiedad 2: La matriz $x^T [\ddot{M}(q) - 2\mathbf{C}(q, \dot{q})]$ es antisimétrica:

$$x^T [\dot{M}(q) - 2\mathbf{C}(q, \dot{q})]x = 0, \forall x \in \mathfrak{R}^3, \quad (3.3)$$

Propiedad 3: La dinámica (3.1) es linealmente parametrizable:

$$\mathbf{M}(q)\ddot{q} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{q} + \mathbf{B}(\dot{q})\dot{q} + \mathbf{g}(q) = \mathbf{Y}(q, \dot{q}, \ddot{q})\alpha \quad (3.4)$$

Donde el regresor $\mathbf{Y}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \in \mathfrak{R}^{3 \times n_a}$ contiene funciones conocidas de q, \dot{q}, \ddot{q} , y $\alpha \in \mathfrak{R}^{n_a}$ es el vector de parámetros del manipulador con n_a el número de parámetros.

Propiedad 4: El torque gravitacional satisface;

$$\left\| \frac{\partial g(q)}{\partial q} \right\| \leq c_g, \text{ para cada } c_g > 0 \text{ y } \forall q \in \mathfrak{R}^3. \quad (3.5)$$

La pasividad del mapeo de $\tau \rightarrow \dot{q}$ en la dinámica del manipulador (3.1) sigue la Propiedad 2 considerando la energía almacenada $\mathbf{V}(q, \dot{q}) = \frac{1}{2}\dot{q}^T \mathbf{M}(q)\dot{q} + \mathbf{P}(q)$ y su derivada a lo largo de (3.1) $\dot{\mathbf{V}} = \tau^T \dot{q}$ (Ortega y Spong, 1989). Basado en la propiedad de pasividad, se propuso una ley de control robusta en (Slotine y Li, 1987); (Takegaki y Arimoto, 1981) para el control del robot.

3.1.2. Dinámica de imagen del robot

Se asume que el eje óptico es perpendicular al plano de movimiento del robot. Se considera que la dinámica de imagen del robot es obtenida agrupando la dinámica del manipulador, la cinemática y el modelo de la cámara, tal como se ha considerado en el capítulo dos. Se toma en cuenta la cinemática $K_\phi(\phi, \dot{\phi}) = \frac{1}{2}\dot{\phi}^T M_\phi(\phi)\dot{\phi}$ y la energía potencial $\mathbf{P}_\phi(\phi)$ en el plano de imagen, donde, de manera similar al modelado del manipulador en el espacio articular, ϕ es la posición de la articulación en el plano de imagen, $\mathbf{M}_\phi(\phi)$ es la matriz de inercia vista en el plano de imagen. La ecuación de movimiento vista en el plano de imagen es obtenida modelando el sistema servo visual

(manipulador y cámara) con el formalismo Lagrangiano. La ecuación (3.6) muestra el modelo en el plano de imagen.

$$\mathbf{M}_\phi(\phi)\ddot{\phi} + \mathbf{C}_\phi(\phi, \dot{\phi})\dot{\phi} + \mathbf{B}_\phi(\dot{\phi})\dot{\phi} + \mathbf{g}_\phi(\phi) = \tau. \quad (3.6)$$

Tal como en el modelo de espacio articular, la ecuación de movimiento tiene las siguientes propiedades:

Propiedad 1 : La matriz $\dot{M}_\phi(\phi) - 2C_\phi(\phi, \dot{\phi})$ es antisimétrica,

$$x^T [\dot{M}_\phi(\phi) - 2C_\phi(\phi, \dot{\phi})]x = 0, \quad \forall x \in \mathfrak{R}^3. \quad (3.7)$$

Propiedad 2 : La dinámica de (3.6) es linealmente parametrizable:

$$M_\phi(\phi)\ddot{\phi} + C_\phi(\phi, \dot{\phi})\dot{\phi} + B_\phi(\dot{\phi})\dot{\phi} + g_\phi(\phi) = Y_\phi(\phi, \dot{\phi}, \ddot{\phi})a_\phi = \tau, \quad (3.8)$$

Donde el vector de parámetros $a_\phi \in \mathfrak{R}^{n_{a_\phi}}$ con $n_{a_\phi} = 16$, y el regresor $Y_\phi(\phi, \dot{\phi}, \ddot{\phi}) \in \mathfrak{R}^{3 \times n_{a_\phi}}$.

Propiedad 3 : El par gravitatorio satisface:

$$\left\| \frac{\partial g_\phi(\phi)}{\partial \phi} \right\| \leq c_{g_\phi}, \quad \text{para algún } c_{g_\phi} > 0 \text{ y } \forall \phi \in \mathfrak{R}^2. \quad (3.9)$$

Como una consecuencia del paradigma expuesto en el presente trabajo, los parámetros de la dinámica del manipulador, cinamática directa y transformación de la cámara son agrupadas como los parámetros del modelo (3.6). La pasividad derivada de la Propiedad 1, simplifica significativamente el diseño del control basado en mediciones visuales.

3.2. Validación del modelo

Los robots planar y RRR fueron diseñados y construidos para fines didácticos. El robot planar contiene articularmente un hombro y codo. Ambos actuados por medio de motores con reducción integrada. En el hombro, la transmisión está acoplada por medio de un embrague viscoso ajustable al robot. Las partes dos, tres y nueve mostradas en el Apéndice A forman el embrague. La parte cuatro ajusta la fricción del sistema de embrague. El motor para la actuación del codo del robot está acoplado por medio de una banda dentada. Las poleas de la transmisión tiene el mismo diámetro, por tanto

no hay variaciones en el par y revoluciones. En el caso en el que el brazo llegue a su límite de actuación y el motor continúe energizado, la transmisión hace la función de protección para el motor, esto es, aunque es una banda dentada, tiende a deslizarse sobre la polea superior debido al ajuste de tensión. El robot RRR tiene un mecanismo más complejo, ya que posee cintura, hombro y codo. La cintura es actuada por un motor reductor y acoplada por medio de una banda dentada, misma que es ajustada por medio de un tensor. Este tensor tiene como función adicional el ajuste de la protección del motor por medio del deslizamiento de la banda. El hombro y codo son similares al robot planar.

Como se ha mencionado, el elemento primario en el lazo de control servo visual, es la cámara. Para el desarrollo de esta tesis, se utilizó una cámara CCD Basler 602f cuyas características se encuentran en la Tabla 3.1. Las lentes utilizadas son de la firma Computar. La Tabla 3.3 muestra las características de las lentes. El flujo de imágenes es enviado a través del protocolo IEEE 1394. La computadora encargada de realizar el procesamiento de la información visual y la acción de control es una Pentium IV 2.8 GHz, 2 MB de RAM. La salida del controlador es enviada por medio de una tarjeta de adquisición de datos de la firma *National Instruments*, modelo PCI 6071e cuyas características se encuentran en la página del fabricante. La etapa de potencia utiliza un amplificador de voltaje y corriente de cinco Amperes por canal (cuatro canales). Finalmente tanto el robot planar como el RRR fueron diseñados para la evaluación de los esquemas de control mostrados en la presente tesis. Detalles de diseño de los robots se encuentran en el Apéndice A.

La implementación del sistema de control servovisual, implica el análisis de tres aspectos: la extracción de información a partir de un conjunto de imágenes continuas, la reconstrucción de la coordenada de profundidad del efector en el caso del robot RRR y el diseño del controlador. En la Figura 3.2 se muestra el diagrama a bloques de la plataforma experimental.

3.2.1. Identificación paramétrica de los robots basada en imagen

Una de las ideas principales de la presente tesis, es llevar el modelo del robot al plano de imagen (espacio para el caso del robot RRR), esto es, obtener un modelo dinámico del robot en tal plano o espacio. La estructura del modelo es la obtenida por el método Lagrangiano descrito en el Capítulo dos. Cabe mencionar que los parámetros

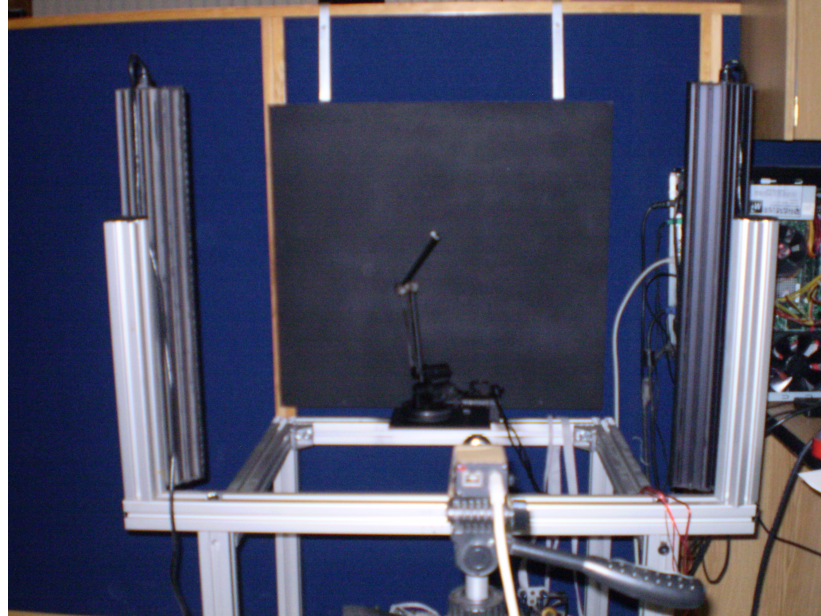


Figura 3.1: Plataforma de control servo visual.

esperados del robot en el espacio de imagen, difieren de los obtenidos del modelo físico, esto debido a que las unidades cambian por la perspectiva de imagen. Por ejemplo, las dimensiones en metros cambian a píxeles en el plano de imagen.

Dadas las estructuras de los robots, se procede a identificar los parámetros de cada uno en el espacio de imagen. En la Figura 3.8 se ilustra el diagrama a bloques del proceso de identificación de los robots (planar de 2GDL y RRR), donde la cámara empleada en la simulación es virtual, y la etapa de potencia transparente. Para el caso experimental, puesto que el robot debe ser modelado en el espacio de imagen, es necesario coleccionar la información articular por medio de la cámara, previo procesamiento digital de la imagen. El algoritmo para el proceso de identificación está basado en mínimos cuadrados fuera de línea. Las ecuaciones que describen el modelo parametrizado, son las mismas que las expuestas en el Capítulo dos. La diferencia radica en la extracción de la información articular. En el caso del robot planar, la estimación de las coordenadas de las articulaciones es relativamente simple de obtener, ya que dada la calibración de la cámara y la posición de ésta con respecto al plano de movimiento, el error de posición de la imagen con respecto al del robot físico es muy pequeño. Por otro lado, en el robot RRR se debe estimar la posición articular del robot en movimiento cuando se desplaza en dirección al eje óptico. Por tanto, se requiere un algoritmo para obtener

Tabla 3.1: Principales parámetros de la cámara

Parámetro	Símbolo	Típico.	Desv. std.	Unidad	Comentarios
Parámetros temporales de ruido					
Total de eficiencia cuántica	n	33	<i>TBD</i>	%	$\lambda = 545nm$
Parámetros derivados					
Umbral de sensibilidad absoluta	$\mu_{p.min}$	384	<i>TBD</i>	$p\sim$	$\lambda = 545nm$
Rango dinámico	$DYN_{out.bit}$	8,8	0,02	bit	
Máximo SNR	$SNR_{y.max.bit}$	7,9	0,02	bit	

Tabla 3.2: Punto de operación

Parámetro	Símbolo	Comentarios
Formato de salida de video		$12bits/pixel(Mono16)$
Ganancia		0
Compenzación		768
Tiempo de exposición	T_{exp}	$100,0\mu s$ to $68,4ms$

dicho ángulo. En la siguiente sección se expone un método geométrico para obtener las coordenadas del efector y segunda articulación en el espacio.

3.2.1.1. Estimación de la posición 3D del efector

El proceso de identificación del robot RRR basado en imagen involucra un problema adicional. Puesto que el lazo de control está implementado con una sola cámara, es importante conservar tal arquitectura, por tanto, se requiere la identificación de la coordenada de profundidad del efector. Existen diversos métodos para esta aplicación, algunos de estos están mencionados en el Capítulo uno.

La identificación de la coordenada de profundidad para el desarrollo de la presente tesis se realiza empleando el efecto de la proyección perspectiva, esto es, se conocen las medidas de los elementos del robot vistas desde el plano de imagen, cuando el robot tiene algún desplazamiento angular, la perspectiva hace que los elementos del robot cambien su dimensión. En las Figuras 3.3 y 3.4 se ilustran los efectos donde L_1 y L_2 cambian su relación dimensional aparente debido al efecto antes mencionado. Este

Tabla 3.3: Características de la lente

Computar V5018 Factory Automation Lens 50,0f1,8	
Fabricante	CBC
Número de parte del fabricante	V5018
Longitud focal	50,0
Calidad y seguridad	
Factor de forma	1
F paro	1,8
M.O.D (m)	1,0
Tamaño de la lente	48x45
Tipo de iris	suave
Tamaño del filtro	M43x0,75
MTF	N/A
Distorsión	N/A
Resolución	N/A

método si bien realiza su función, tiene desventajas debido a que cuando los puntos que determinan la dimensión del elemento del robot están lo suficientemente cerca, al sistema le resulta imposible la determinación angular, esto sucede cuando el ángulo de rotación de la cintura del robot es muy cercano al eje focal. Sin embargo, para los efectos de identificación resulta suficiente.

3.2.1.2. Resultados de simulación

Las curvas de la respuesta del modelo identificado en el plano de imagen y calculado son mostradas en la Figura 3.5, para la primera articulación y en la Figura 3.6 para la segunda. Cabe mencionar que en el proceso de identificación, las condiciones iniciales se consideraron muy cercanas a las calculadas, por tanto, el error es muy bajo al inicio de la simulación. En la Figura 3.7 se muestra el error entre los valores calculados y los valores estimados para cada articulación.

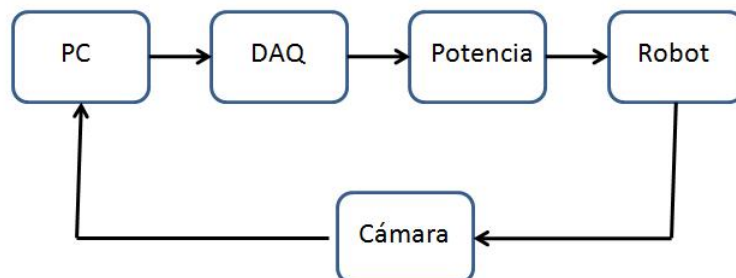


Figura 3.2: Diagrama a bloques de la plataforma experimental.

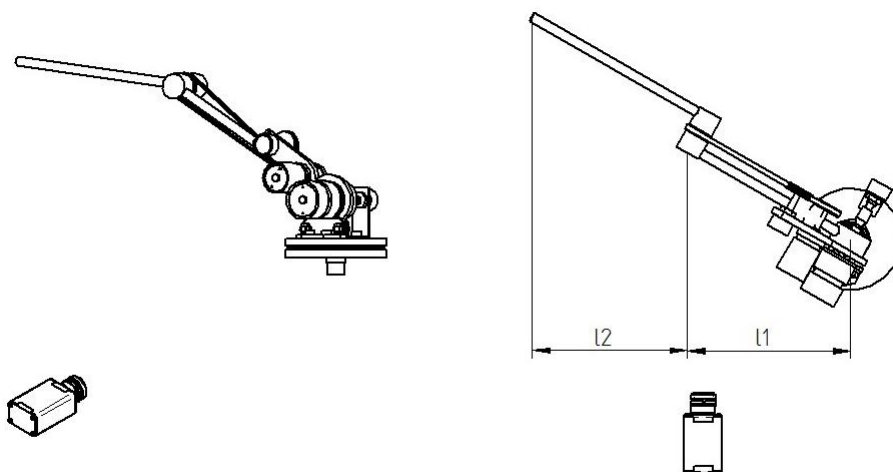


Figura 3.3: Cambio de dimensión aparente, perspectiva de fondo.

3.2.1.3. Validación experimental del modelo

De manera análoga a la simulación del proceso de identificación de la sección anterior, se implementa el mismo algoritmo, considerando la cámara como elemento sensorial. La Figura 3.8 presenta el diagrama a bloques del proceso de validación. Las curvas de respuesta de la Figura 3.9 indican que el error de posición articular es menor a 2%, por tanto, se considera que el modelo físico y el modelo identificado tienen el mismo comportamiento.

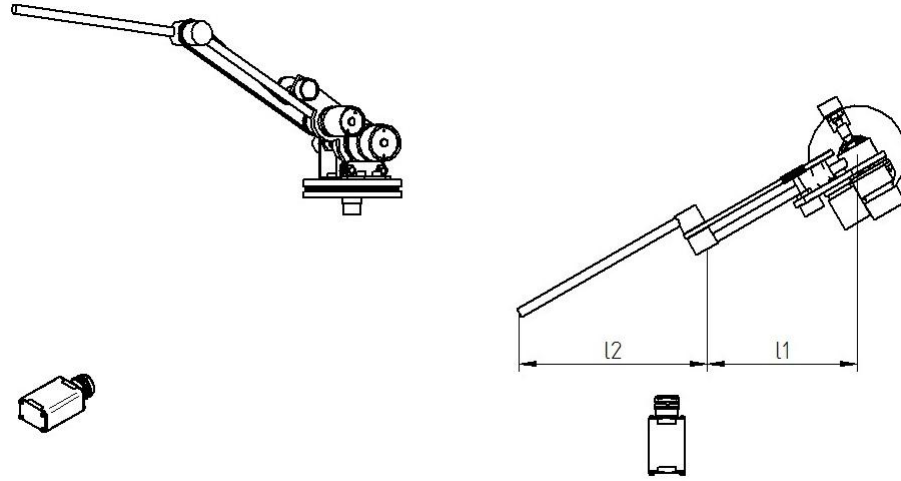


Figura 3.4: Cambio de dimensión aparente, perspectiva de frente.

3.2.2. Validación experimental 2D

En esta sección, se evalúa el punto de vista de la tesis. Se obtiene un modelo en imagen realizando una identificación del modelo parametrizado en imagen. Posteriormente, se estimula el modelo basado en imagen y el modelo físico y se comparan los resultados. En principio, se determinan los puntos característicos correspondientes a la base del robot, codo y efector final empleando los algoritmos mencionados en el Capítulo dos. Utilizando esta información, el valor articular en el plano de imagen (ϕ) es obtenido midiendo dos puntos de alto contraste, la articulación del codo y el efector final. El voltaje de actuación que es proporcional al torque aplicado es suministrado por una tarjeta de adquisición de datos de la firma *National Instruments modelo NI PCIe 6071* un módulo de potencia descrito en el Apéndice B. Una PC Pentium D con velocidad del procesador de 3 GHz fue la empleada en los experimentos. El periodo de muestreo es de 11 (msec).

Basándose en la Propiedad 2, se obtiene un modelo parametrizado filtrado, ya que no se tiene conocimiento de las velocidades articulares (3.8)

$$Y_f(\phi, \dot{\phi})a_\phi = \tau_f, \quad (3.10)$$

donde

$$\tau_f = \frac{\beta}{p + \beta}\tau, \quad Y_f = \frac{\beta}{p + \beta}Y_\phi$$

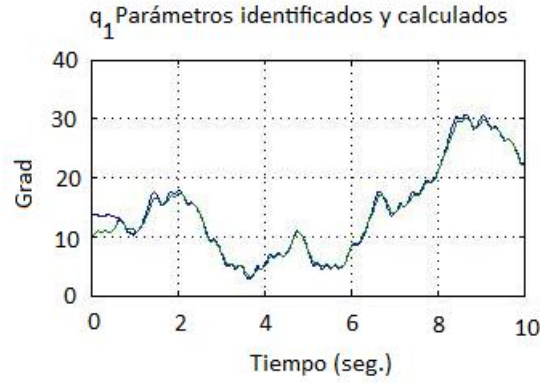


Figura 3.5: Respuesta de q_1 con parámetros simulados y calculados.



Figura 3.6: Respuesta de q_2 con parámetros simulados y calculados.

son el regresor filtrado, y el par de entrada respectivamente y $\beta/(p + \beta)$, con $\beta > 0$ y $p = d/dt$, la función de transferencia del filtro. Para evitar el uso de derivadas de la posición articular en el plano de imagen, $\dot{\phi}$ es sustituida por aproximación derivada $\dot{\phi} = \frac{p}{1+\epsilon_f p}\phi$, con $0 < \epsilon_f \ll 1$. El vector de parámetros resultante es (solo los tres primeros parámetros son diferentes de cero) $a_\phi = [0,4030 \ 0,0028 \ 0,0156]^T$.

Posteriormente el modelo dinámico es validado por medio de experimentos aplicando el mismo par τ al robot manipulador y al robot basado en imagen (3.6). Las posiciones medidas de las articulaciones en el plano de imagen (ϕ) y la salida del modelo identificado ($\hat{\phi}$) se muestran en la Figura 3.10. Cabe mencionar que para ambas articulaciones los ángulos sobre los que se hace girar el robot están entre -45° y 45° .

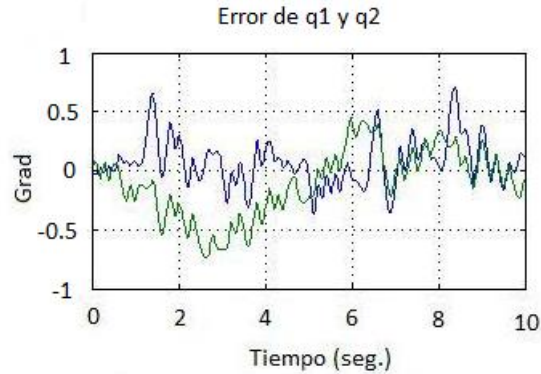


Figura 3.7: Error de respuesta por diferencia de parámetros.

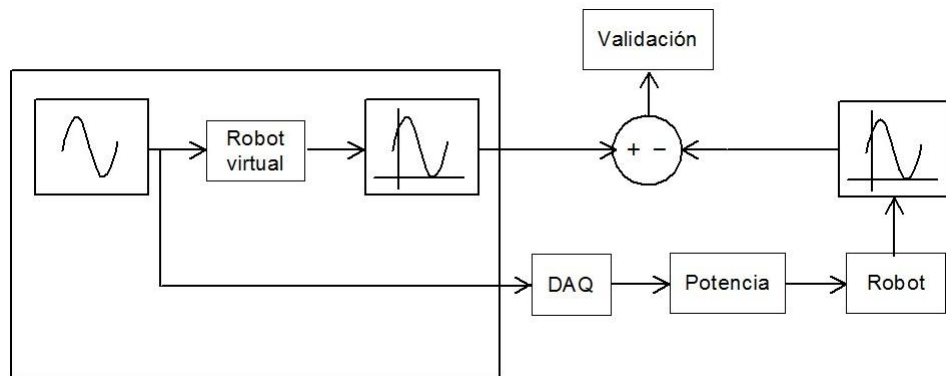


Figura 3.8: Diagrama a bloques del proceso de validación.

Ya que el error por oclusión es menor en este rango. Para la articulación 2 se aprecia un error en estado estacionario de 5° cuando la articulación está en el lado positivo y se minimiza en la contraparte del ángulo. Ésto debido a errores experimentales en el posicionamiento de la cámara.

3.2.3. Validación experimental 3D

El robot empleado en la validación experimental se muestra en la Figura 3.12. Ésta consiste en un robot manipulador de 3 GDL (diseñado y construido en el laboratorio) moviéndose en el espacio. De manera análoga al robot planar, para hacer las mediciones visuales se utiliza una cámara de la firma Basler (modelo A601FC) con conexión IEEE 1394. La cámara tiene una profundidad focal $\lambda = 0,9091$ (cm), y factores de escala-

3. MODELADO DEL ROBOT EN EL ESPACIO DE IMAGEN

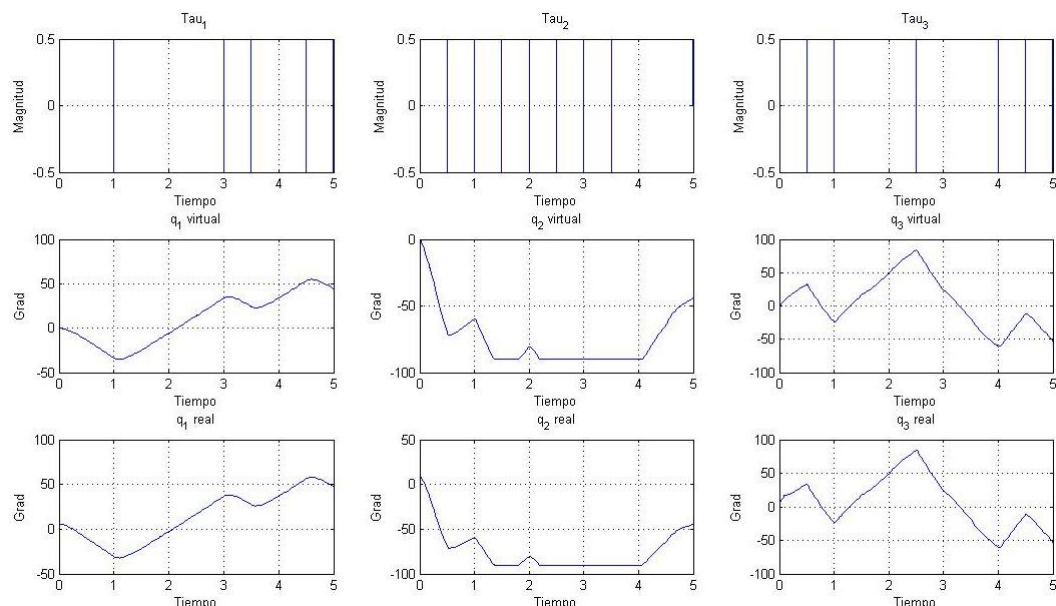


Figura 3.9: Curvas de posición articular.

miento $\alpha_1 = \alpha_2 = 4,6$ (píxeles/cm). El ángulo de rotación de la cámara sobre su eje óptico es $\theta = 0$ (rad). El plano de imagen obtenido de la cámara tiene una resolución de 240 X 320 píxeles.

Para el proceso experimental, se requiere la identificación de los puntos articulares, la posición de la base del robot, el efector y el tamaño de los elementos del robot en píxeles, todo esto visto desde el plano de imagen. Usando esta información, se obtiene la posición articular (ϕ) en el plano de imagen, midiendo la distancia entre los puntos característicos y por geometría resulta relativamente simple obtener los ángulos. Los efectos de resolución producidos por la cámara fueron comentados con anterioridad. El voltaje aplicado, el cual es proporcional al par inducido al robot, es alimentado por medio de una tarjeta NI 6071 de la firma National Instruments y una unidad de potencia basada en el esquema *Darlington*. La unidad de procesamiento está a cargo de un procesador Pentium D operando a 3Ghz. El tiempo de muestreo es de 20 ms.

En principio, la dinámica del robot basada en imagen (3.11) es identificada utilizando el algoritmo de mínimos cuadrados fuera de línea, con una versión filtrada de la

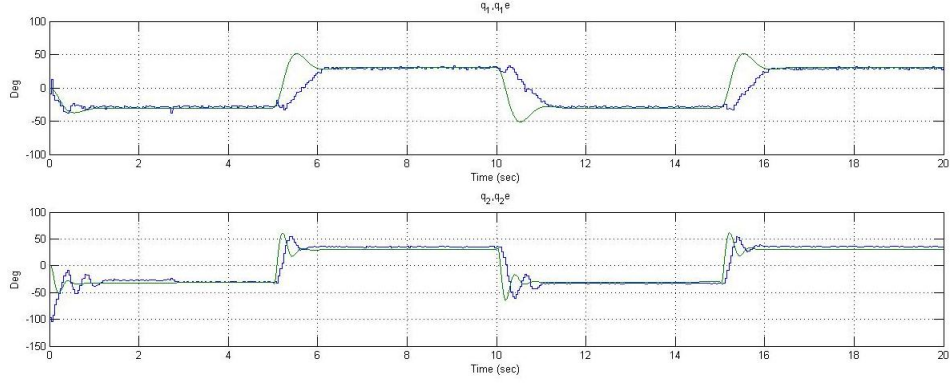


Figura 3.10: La posición articular medida en el plano de imagen (ϕ) y la salida del modelo ($\hat{\phi}$).

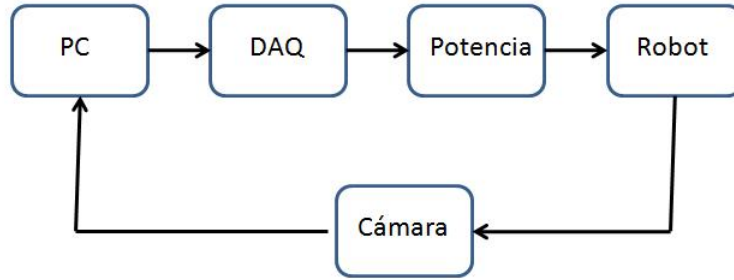


Figura 3.11: Diagrama de la plataforma experimental.

parametrización, ya que no se tiene información de la velocidad y aceleración articular

$$M_\phi(\phi)\ddot{\phi} + C_\phi(\phi, \dot{\phi})\dot{\phi} + B_\phi(\dot{\phi})\dot{\phi} + g_\phi(\phi) = \tau. \quad (3.11)$$

$$\gamma_f(\phi, \dot{\phi})a_\phi = \tau, \quad (3.12)$$

donde

$$\tau_f = \frac{\beta}{p + \beta}\tau, \gamma_f = \frac{\beta}{p + \beta}\gamma_\phi$$

son el regresor filtrado y el par de entrada, respectivamente, y $\frac{\beta}{(s+\beta)}$, con $\beta = 0,9$ y S , la variable de la transformada de Laplace. Para evitar el uso de derivadas de las



Figura 3.12: Plataforma experimental: Robot RRR.

Tabla 3.4: Parámetros estimados de la dinámica de la imagen del robot.

Parametro	a_{ϕ_1}	a_{ϕ_2}	a_{ϕ_3}	a_{ϕ_4}	a_{ϕ_5}	a_{ϕ_6}	a_{ϕ_7}	a_{ϕ_8}
Valor	0,0036	0,0537	0,0389	0,0021	0,0914	0,0596	0,0225	0,0402
Parametro	a_{ϕ_9}	$a_{\phi_{10}}$	$a_{\phi_{11}}$	$a_{\phi_{12}}$	$a_{\phi_{13}}$	$a_{\phi_{14}}$	$a_{\phi_{15}}$	
Valor	0,0758	0,0463	0,0073	0,0052	0,0641	0,0598	0,0047	

posiciones articulares en imagen, $\dot{\theta}$ es sustituida por una aproximación de su derivada $\dot{\phi} = \frac{S}{1+\varepsilon_f S}\phi$, con $\varepsilon_f = 0,001$. Los parámetros estimados se aprecian en la Tabla 3.2.3.

Una vez que los parámetros dinámicos del robot son obtenidos, se valida el modelo por medio de experimentos aplicando el mismo par de entrada τ al robot manipulador y al modelo identificado basado en imagen. El par aplicado puede apreciarse en la Figura 3.13, y las posiciones articulares basadas en imagen, junto con las salidas del robot identificado en imagen, son mostradas en la Figura 3.14.

En la Figura 3.15 se muestra la implementación en Simulink del proceso de simulación de la identificación del robot RRR. Pueden apreciarse en la Figura 3.16 los resultados de validación.

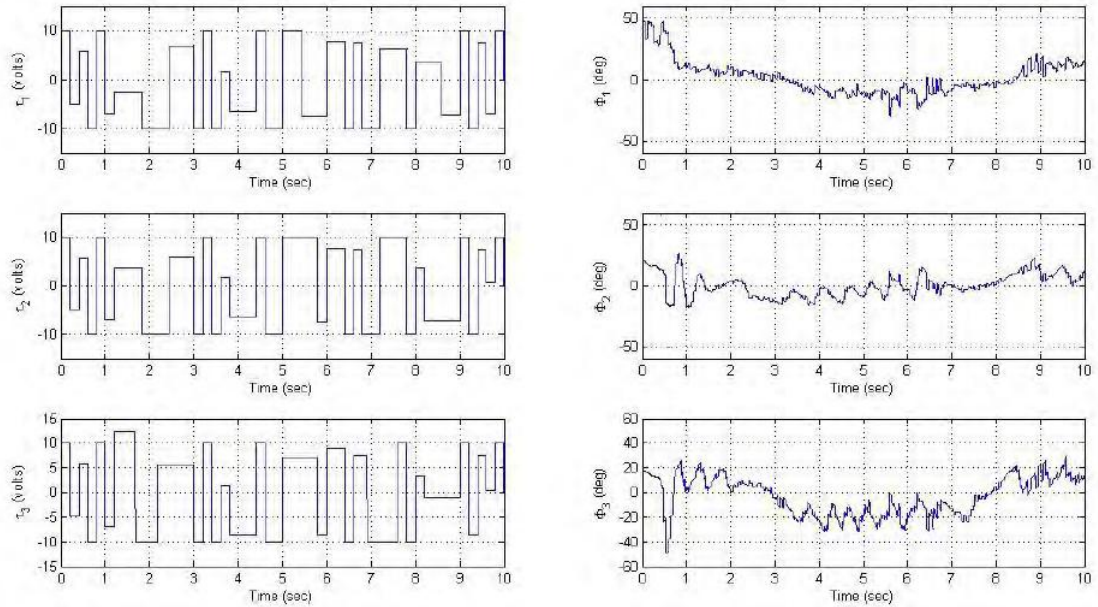


Figura 3.13: Identificación de la dinámica de imagen del robot.

En la Figura 3.17 se muestra la manera en que se procesa la imagen en Simulink. Las curvas de respuesta del proceso de identificación se aprecian en la Figura 3.9.

3.2.4. Conclusión

En el presente Capítulo, se realizó el modelado de los robots planar y RRR en el espacio de imagen. Se ejecutó el proceso de identificación paramétrica basada en imagen. Los resultados simulados fueron validados por experimentación con las plataformas descritas anteriormente. Se lograron resultados óptimos considerando los tiempos de muestreo y calidad de imagen.

3. MODELADO DEL ROBOT EN EL ESPACIO DE IMAGEN

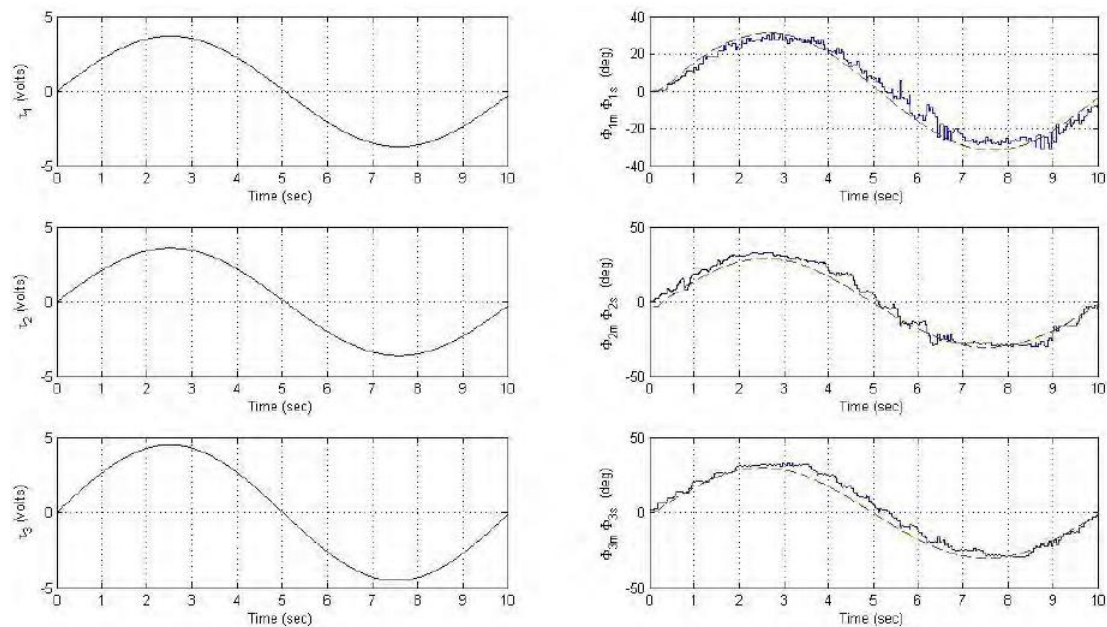


Figura 3.14: Validación de la dinámica de imagen del robot.

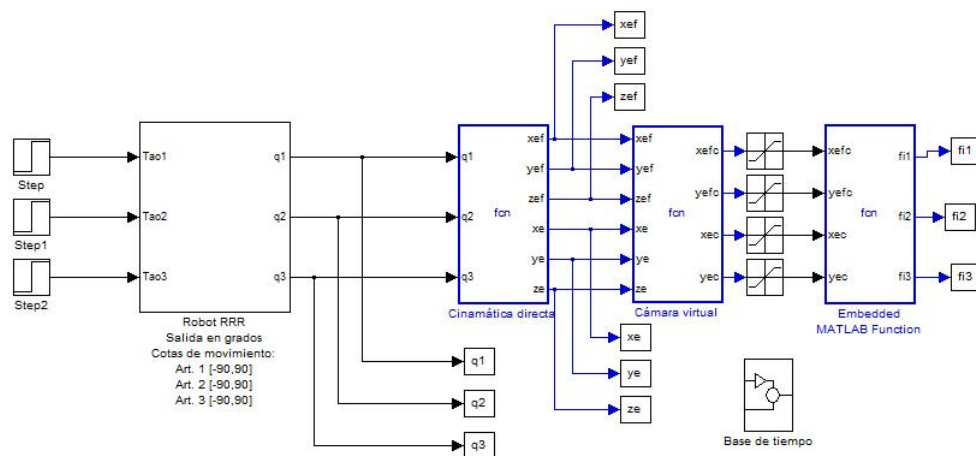


Figura 3.15: Implementación del proceso de simulación de la identificación del robot RRR.

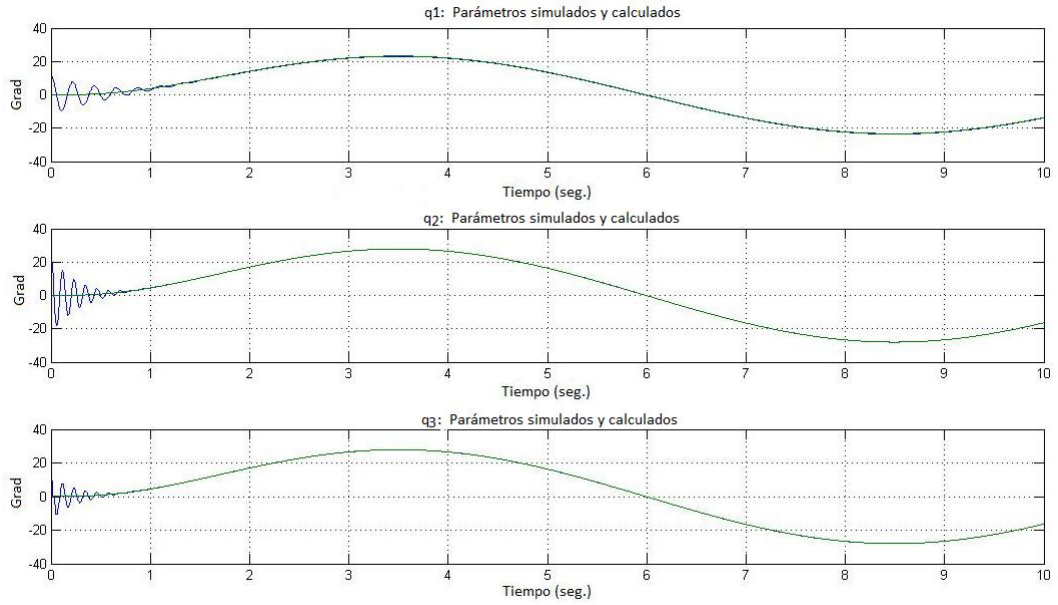


Figura 3.16: Resultados de validación de la simulación de identificación del robot RRR.

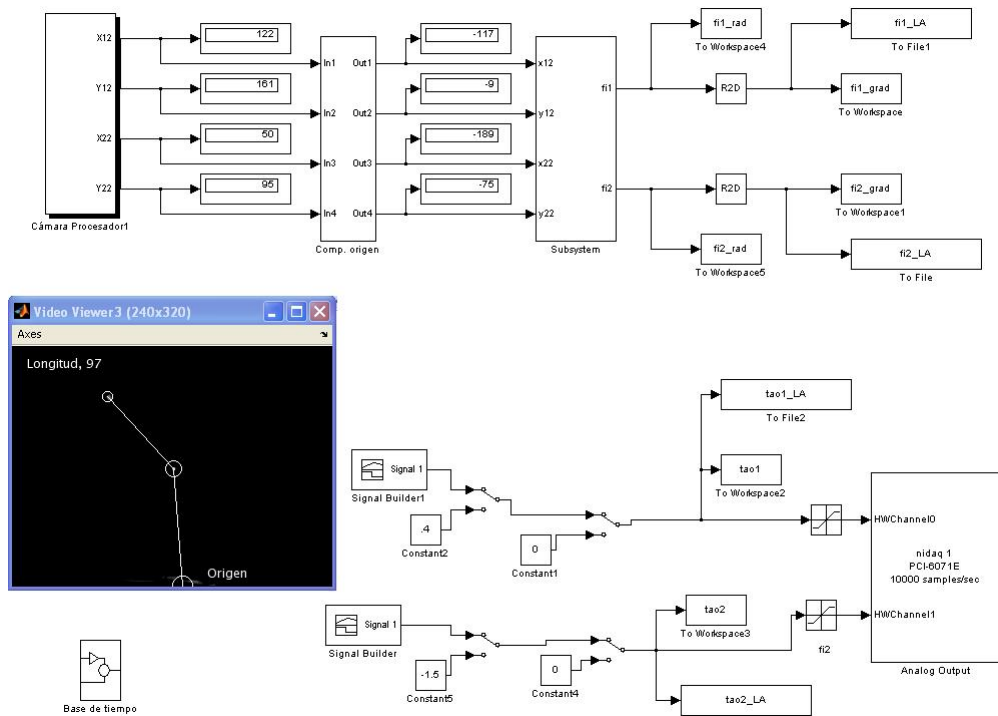


Figura 3.17: Proceso de la imagen en Simulink del robot RRR.

3. MODELADO DEL ROBOT EN EL ESPACIO DE IMAGEN

Capítulo 4

Control de robots basado en retro visual

4.1. Diseño de control para robots planares

Una vez obtenidos los parámetros de calibración de la cámara y el modelo identificado del robot planar, se procede a implementar en Matlab un control PD retrovisual, con el objetivo de colocar el efector sobre un punto deseado, teniendo en el campo de visión el efector y el punto. Los requerimientos para este controlador son: el Jacobiano del robot y la orientación de la cámara.

Se considera el robot planar descrito en las secciones anteriores moviéndose en un plano, cuya ecuación es (Spong et al.(2006))

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = \tau, \quad (4.1)$$

donde $\tau(t) \in \mathbb{R}^2$ es el par de control, $q(t) \in \mathbb{R}^2$ la posición de la articulación del robot. $M(q) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ representa la matriz de inercia, y $C(q, \dot{q})\dot{q}$ y $g(q)$ son los pares de Coriolis/centrífugo y de gravedad, respectivamente.

La cinemática directa $f : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ entrega la posición cartesiana x del efector en el marco referencial del robot en términos de la posición articular q .

$$x = f(q), \quad (4.2)$$

y la cinemática de velocidad $J(q) = \partial f(q)/\partial q \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ determina la velocidad del efector \dot{x} con la velocidad articular \dot{q} .

$$\dot{x} = J(q)\dot{q}. \quad (4.3)$$

Se considera el modelo *pin-hole* de la cámara CCD es considerado (Hutchinson et al, 1996), donde un punto en el espacio del robot visto en el marco de la cámara $x \in \mathbb{R}^3$ (metros) es transformado en una posición en el plano de imagen $y \in \mathbb{R}^2$ por la proyección perspectiva.

$$y = HR(\theta)[x - x_0], \quad (4.4)$$

donde $R(\theta) \in SO(3)$ es la matriz de rotación generada rotando la cámara en sentido horario sobre su eje óptico θ radianes:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix},$$

H es la matriz de magnificación

$$H = \frac{\lambda}{\lambda - x_3} \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 \\ 0 & \alpha_2 \end{bmatrix},$$

λ es la profundidad focal, x_3 la distancia desde las lentes hasta el plano de imagen, α_1 y α_2 (píxeles/m) son los factores de escala en el plano de imagen, x_0 el punto de intersección del eje óptico en el plano de movimiento del robot.

4.1.1. Diseño del controlador IBVS

Siguiendo las ideas de control en el espacio de juntas (Tomei, 1991), (Kelly, 1999), para diseñar una ley de control retroalimentada con acción de control acotada y compensación gravitatoria para regular la posición articular desde el plano de imagen.

Considerando la dinámica de imagen del robot (3.6) y la ley de control

$$\tau = -\psi_1(\tilde{\phi}) - \psi_2(z) + g_\phi(\phi_d), \quad (4.5)$$

donde

$$g_\phi(\phi_d) = [a_{\phi 4} g c_1 + a_{\phi 5} g c_{12} \quad a_{\phi 5} g c_{12}], \quad (4.6)$$

es el término de compensación de gravedad deseado, $\tilde{\phi} = \phi - \phi_d$ el error de posición, ϕ_d la posición articular deseada en el espacio de imagen, $\psi_i(x) = [\psi_{i1}(x_1) \quad \psi_{i2}(x_2)] : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ son funciones continuas y satisfacen

$$x^T \psi_i(x) > 0, \quad \forall x \in \mathbb{R}^2, \quad \psi_i(0) = 0, \quad i = 1, 2, \quad (4.7)$$

$$\frac{\partial \psi_1}{\partial x} = \text{diag} \left[\frac{\partial \psi_{11}}{\partial x_1} \quad \frac{\partial \psi_{12}}{\partial x_2} \right] \geq c_{g_\phi} I, \quad (4.8)$$

y

$$\begin{aligned}\dot{w} &= -\alpha(w + \phi), \quad \alpha > 0, \\ z &= w + q.\end{aligned}\tag{4.9}$$

entonces todas las señales en el lazo de control son acotadas y $\tilde{\phi} \rightarrow 0$ asintóticamente.

Demostración. Sustituyendo la ley de control (4.5) en la dinámica de imagen del robot (3.6) se obtiene la dinámica de lazo cerrado

$$M_\phi(\phi)\ddot{\phi} + C_\phi(\phi, \dot{\phi})\dot{\phi} + g_\phi(\phi) = -\psi_1(\tilde{\phi}) - \psi_2(z) + g_\phi(\phi_d).\tag{4.10}$$

Reescribiendo la dinámica del observador (4.9) como

$$\dot{z} = -\alpha z + \dot{\phi}.\tag{4.11}$$

En el equilibrio, se tiene

$$\psi_1(\tilde{\phi}) = g_\phi(\phi_d) - g_\phi(\phi).\tag{4.12}$$

Por otro lado, de la Propiedad 3 y (4.7) se tiene

$$\|g_\phi(\phi_d) - g_\phi(\phi)\| \leq c_{g_\phi} \|\phi_d - \phi\| \leq \|\psi_1(\tilde{\phi})\|,$$

lo cual implica que $\phi = \phi_d$. De aquí que, $(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = (0, 0, 0)$ es el único punto de equilibrio.

Considerando la energía potencial deseada para el sistema en lazo cerrado

$$\begin{aligned}P_1 &= \int_0^\phi \left[\psi_1(\tilde{\phi}) - g_\phi(\phi_d) + g_\phi(\phi) \right] d\phi \\ &= \phi^T \psi_1(\tilde{\phi}) - \phi^T g_\phi(\phi_d) + P_\phi(\phi).\end{aligned}\tag{4.13}$$

Entonces $\phi = \phi_d$ es el mínimo global de $P_1(\phi)$ así $\frac{\partial P_1}{\partial \phi} = 0 \Rightarrow \phi = \phi_d$ and $\frac{\partial^2 P_1}{\partial \phi^2} = \frac{\partial \psi_1(\tilde{\phi})}{\partial \phi} + \frac{\partial g_\phi(\phi)}{\partial \phi} > 0$.

Considerando la función candidata de Lyapunov

$$V(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = \frac{1}{2} \dot{\phi}^T M_\phi(\phi) \dot{\phi} + P_1(\phi) - P_1(\phi_d) + \int_0^z \psi_2(z) dz.\tag{4.14}$$

Su derivada de la dinámica del error en el tiempo (4.10) es

$$\begin{aligned}\dot{V} &= -\dot{\phi}^T \psi_2(z) + \dot{z}^T \psi_2(z) \\ &= -\psi_2^T(z) [-\dot{z} + \dot{\phi}] \\ &= -\alpha z^T \psi_2(z) \leq 0.\end{aligned}\tag{4.15}$$

Para concluir la estabilidad asintótica del equilibrio, se recurre al Teorema de LaSalle (Khalil, 2002) tomando en cuenta el conjunto invariante

$$\Omega = \{(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) \in \mathfrak{R}^3 : \dot{V}(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = 0\}, \quad (4.16)$$

el cual contiene sólo el equilibrio. De aquí que la estabilidad asintótica del punto de equilibrio se conserva.

□

Resumiendo, la ley de control es desarrollada con base en la dinámica de imagen del robot, empleando únicamente la medición de posición articular en el plano de imagen para la implementación. Esto es relevante porque en general tomar la derivada en el tiempo de la imagen no es aceptable dada la cantidad de ruido en la medición de la imagen. También, es de notar que los parámetros en la ley de control son los referidos a la gravedad en términos de la dinámica del robot en el plano de imagen, los cuales pueden ser sintonizados en línea tal como se describe en Tomei, (1991).

Nota 4.1. *Típicamente, $\psi_i(x) = [\psi_{i1}(x_1) \ \psi_{i2}(x_2)]$ es tomada como una función sigmoide, por ejemplo $\frac{2k_1}{\pi} \text{atan}(\frac{x}{k_2})$ con $k_1, k_2 > 0$ para determinar la magnitud y forma de la función sigmoide, con esto se evita que la señal de control entre en saturación (Escobar et al. 1999).*

4.1.2. Resultados de simulación y experimentación

Para evaluar la robustez del control propuesto en presencia de errores de cuantización en el proceso de transformación de la cámara, distorsión de las lentes, errores de alineación de la cámara con respecto al plano de movimiento del robot, se realizaron simulaciones numéricas y experimentos de laboratorio.

La ley de control (4.5) con término de compensación gravitatoria $g_\phi(\phi_d) = 0$ fue aplicada al robot en la plataforma experimental. La función sigmoide descrita anteriormente utiliza $k_1 = 7$, $k_2 = 0,2$ y $\alpha = 5$ en (4.9). El tiempo de muestreo utilizado en el experimento fue de 11ms. Las cotas del voltaje aplicado al robot fueron $\pm 12V$.

4.1.2.1. Resultados de simulación

Se aplicó una señal cuadrada de 0,1hz para evaluar el desempeño del controlador en el robot en regulación (Figura 4.1). Para la primera articulación se aprecia un sobreimpulso del orden de 10 grados y un tiempo de establecimiento menor a 1 segundo.

En la segunda articulación el tiempo de establecimiento y el sobreimpulso se reducen sustancialmente debido a que el actuador tiene mayor capacidad de respuesta. En el caso de seguimiento, puede apreciarse un error mínimo debido a los ajustes del proceso de identificación.

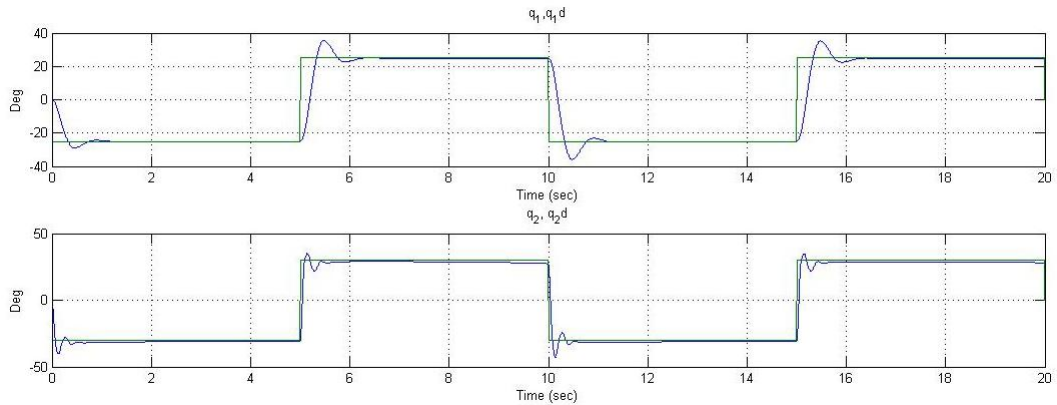


Figura 4.1: Simulación sevo visual: ϕ and ϕ_d en regulación.

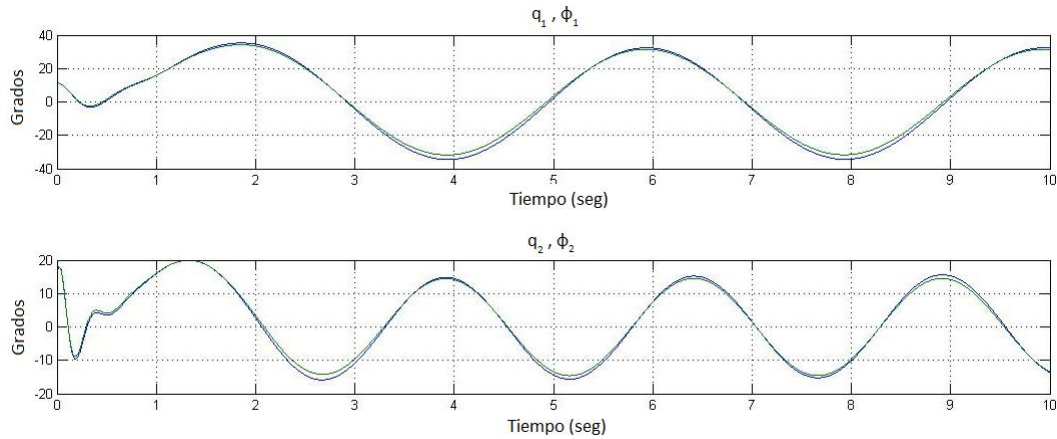


Figura 4.2: Simulación sevo visual: ϕ and ϕ_d en seguimiento.

4.1.2.2. Resultados experimentales

El robot fue alimentado con la misma señal aplicada en la simulación. Para el caso de regulación, en la primer articulación se aprecia un tiempo de establecimiento similar al presentado en simulación con la diferencia de que no hay sobreimpulso. Existe un

4. CONTROL DE ROBOTS BASADO EN RETRO VISUAL

error del orden de 2 grados debido a errores de alineación de la cámara. En la segunda articulación se nota un sobreimpulso del orden del 20% de la señal de excitación. Éste se puede reducir considerablemente, sin embargo, esto incrementa el tiempo de establecimiento. Para el experimento de seguimiento puede apreciarse un error persistente debido a que el controlador no está diseñado para seguimiento. Sin embargo, resultó interesante conocer el comportamiento ante esta excitación. En la Figura 4.4 puede apreciarse en el segundo 18, la primera articulación del robot deja de seguir a la señal de referencia debido a una desconexión de prueba en la articulación.

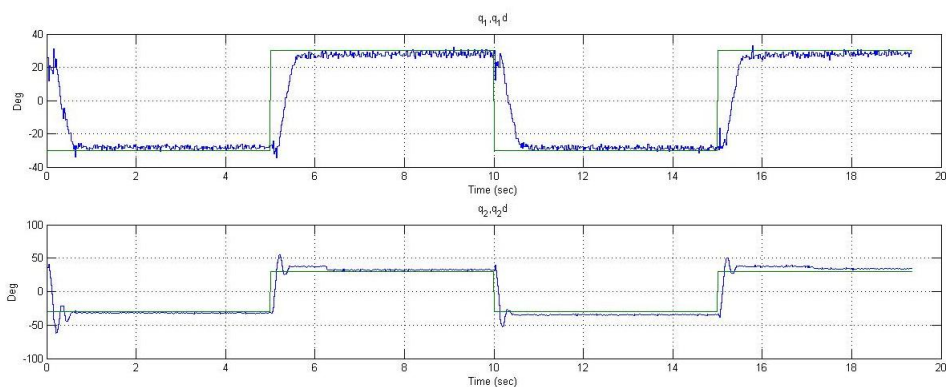


Figura 4.3: Experimento de servo visión: Regulación de la articulación en imagen ϕ y ϕ_d .

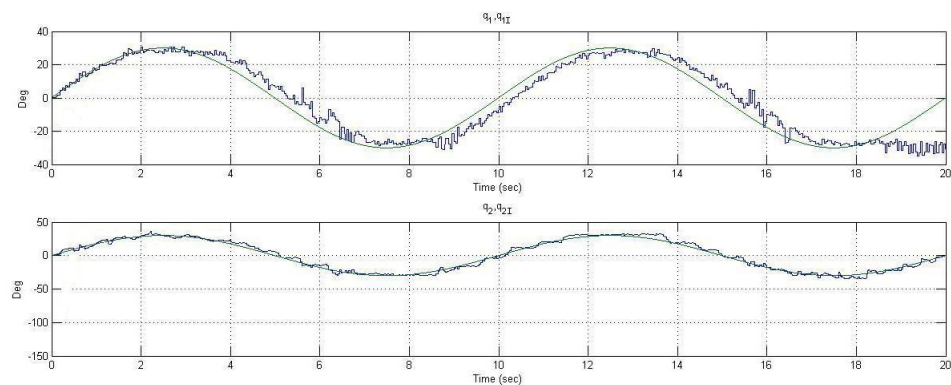


Figura 4.4: Experimento de servo visión: Seguimiento de la articulación en imagen ϕ y ϕ_d .

4.2. Diseño de control para robots 3D

En este Capítulo se presenta un IBVS basado en la propiedad de pasividad obtenida de la imagen del robot. Al igual que el caso en dos dimensiones, se agrupa la dinámica y cinemática del manipulador con la proyección perspectiva, para obtener un modelo representativo. A diferencia del caso comentado anteriormente, la coordenada de profundidad se obtiene empleando el método geométrico descrito en el Capítulo 3. Cabe mencionar que existen zonas donde el error de posición se incrementa debido a la resolución obtenida por la cámara. Esto es, cuando los puntos de observación articular se encuentran muy cercanos (en este caso la base del robot y el codo del mismo se encuentran casi alineados con el eje focal) la distancia es de un pixel entre estos. En el peor caso resulta en un error angular de 12 grados. Sin embargo, para el ángulos superiores a 25 grados el efecto es casi nulo debido a que se tiene mayor resolución.

4.2.1. Cinemática directa del robot

La cinemática directa $f: \mathfrak{R}^3 \rightarrow \mathfrak{R}^3$ determina la posición cartesiana X de un punto característico en el marco de referencia del robot en términos de la posición articular q .

$$X = f(q). \quad (4.17)$$

y la cinemática de velocidad $J(q) = \partial f(q)/\partial q \in \mathfrak{R}^{3 \times 3}$ relaciona la velocidad de un punto característico \dot{X} con la velocidad articular \dot{q}

$$\dot{X} = J(q)\dot{q}. \quad (4.18)$$

4.2.2. Modelo de la cámara para el control en 3D

El modelo *pin-hole* para la cámara CCD es considerado en (Hutchinson et al., 1996). En este modelo, un punto en el espacio del robot visto desde el marco de referencia de la cámara $X = [X_1, X_2, X_3]$ (metros) es transformado a una posición en el plano imagen $x \in \mathfrak{R}^2$ (pixeles) de acuerdo a la proyección perspectiva mostrada en la Figura 2.13.

$$x = HR(\theta)[X - X_0], \quad (4.19)$$

donde $R(\theta) \in SO(3)$ es la matriz de rotación generada por el movimiento de la cámara en sentido de las manecillas del reloj sobre su eje óptico expresada por θ radianes.

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.20)$$

H es la matriz de magnificación,

$$H = \frac{\lambda}{\lambda - x_3} \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_2 & 0 \end{bmatrix}, \quad (4.21)$$

donde λ es la profundidad focal, X_3 es la distancia desde la lente de la cámara hasta el plano de imagen, α_1 y α_2 (píxeles/m) son los factores de escala de las unidades del plano de imagen, X_0 es la intersección de un punto del eje óptico en el plano de movimiento $Y - Z$ del robot.

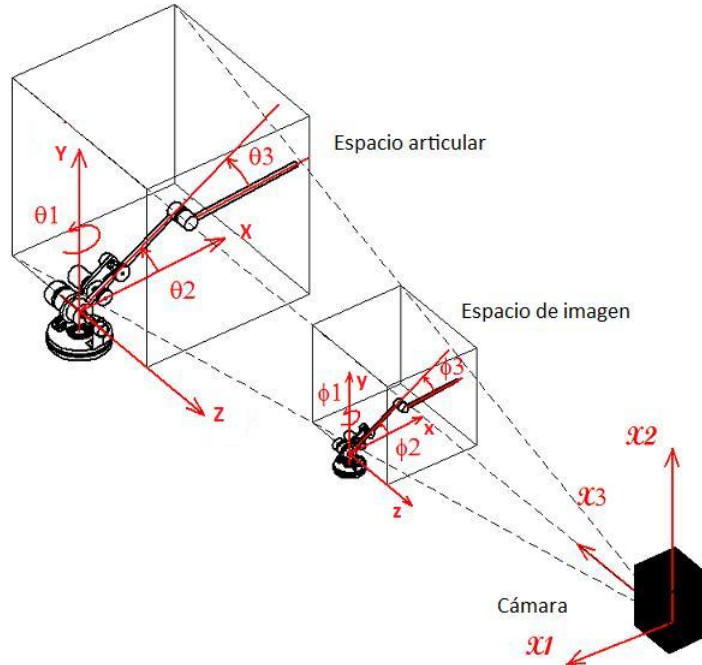


Figura 4.5: Posición del espacio de imagen y el espacio articular.

4.2.3. Dinámica del robot en el espacio de imagen

Para obtener la dinámica del robot en el espacio de imagen, en principio se considera que el plano X-Y es perpendicular al eje óptico de la cámara y contiene el origen del marco referencial del robot. Este manipulador se mueve en el espacio de trabajo definido por el marco referencial X-Y-Z tal como puede apreciarse en la Figura 4.5. El plano y-z es la proyección perspectiva del plano de desplazamiento del robot Y-Z, y la imagen en el espacio x-y-z es reconstruida por la proyección perspectiva del robot en el plano y-z. Existen diversos métodos para tal reconstrucción, algunos se basan en la identificación de la coordenada de profundidad (range identification) (Chen y Kano, 2002); (Dixon et al., 2003); (Karagiannis y Astolfi, 2005). Otra estrategia es la utilización de puntos de observación específicos en el efector final del robot, esto puede verse en (Kelly et al., 2006); (Yuan, 1989). En la presente tesis se observan puntos de alto contraste en las articulaciones para reconstruir el modelo en el espacio de imagen y la implementación del controlador.

La dinámica del robot considerada es obtenida agrupando la dinámica y cinemática del manipulador con el modelo de la cámara. La Figura 4.6 ilustra el diagrama de bloques del modelo. Considerando que la cinemática $K_\phi(\phi, \dot{\phi}) = \frac{1}{2}\dot{\phi}^T M(\phi)\dot{\phi}$ y la energía potencial $P_\phi(\phi)$ son las obtenidas en el modelo en el espacio de imagen, donde de manera similar ϕ es la posición angular vista en el espacio de imagen, $M_\phi(\phi)$ es la matriz de inercia vista en el mismo espacio. La ecuación de movimiento como se ve en imagen es obtenida modelando con el formalismo Lagrangiano el sistema servo-visual.

$$M_\phi(\phi)\ddot{\phi} + C_\phi(\phi, \dot{\phi})\dot{\phi} + g_\phi(\phi) = \tau. \quad (4.22)$$

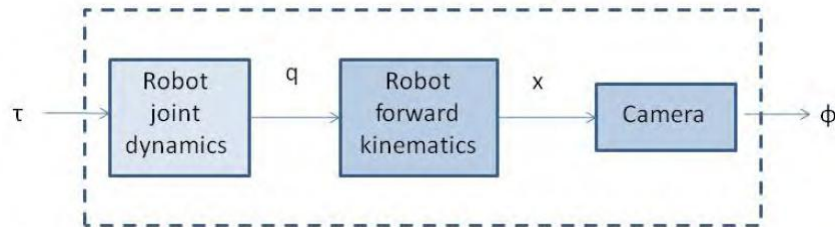


Figura 4.6: Representación de la dinámica de imagen del robot.

Como en el modelo articular, esta ecuación tiene las siguientes propiedades:

Propiedad 1: La matriz de inercia $M_\phi(\phi)$ es positiva definida, i.e.,

$$\underline{m}_\phi \leq \phi^T M_\phi(\phi) \phi \leq \overline{m}_\phi, \forall \phi \in \mathfrak{R}^3, 0 < \underline{m}_\phi \leq \overline{m}_\phi \quad (4.23)$$

Propiedad 2: La matriz de inercia $\dot{M}_\phi(\phi) - 2C_\phi(\phi, \dot{\phi})$ es antisimétrica, i.e.,

$$x^T [\dot{M}_\phi(\phi) - 2C_\phi(\phi, \dot{\phi})] x = 0, \forall x \in \mathfrak{R}^3. \quad (4.24)$$

Propiedad 3: La dinámica de (4.22) es linealmente parametrizable,

$$M_\phi(\phi) \ddot{\phi} + C_\phi(\phi, \dot{\phi}) \dot{\phi} + g_\phi(\phi) = \gamma_\phi(\phi, \dot{\phi}, \ddot{\phi}) a_\phi = \tau \quad (4.25)$$

El robot 3 G.D.L. RRR presentado puede representarse con una parametrización $a_\phi, Y_\phi(\phi, \dot{\phi}, \ddot{\phi}) \in \mathfrak{R}^{15}$ obtenida de (Spong et al., (2006));

Propiedad 4: El torque gravitatorio satisface

$$\left\| \frac{\partial g_\phi(\phi)}{\partial \phi} \right\| \leq c_{g_\phi}, \text{ para algún } c_{g_\phi} > 0 \text{ y } \forall \phi \in \mathfrak{R}^3. \quad (4.26)$$

Como consecuencia de este paradigma, los parámetros de la dinámica del manipulador, cinemática y transformación de la cámara son agrupados en el modelo (4.22). La Propiedad 2 que involucra a la pasividad simplifica significativamente el diseño del controlador basado en mediciones visuales.

El plano de movimiento del robot ($Y - Z$) antes mencionado y el plano de imagen ($y-z$) de la Figura 4.5 son definidos de forma única una vez que la posición de la cámara y la orientación se establecen, y son paralelos a partir de la proyección perspectiva. En los experimentos, X_0 se define como la anti-imagen del punto principal en el plano de imagen determinado por el método de Grammatikopoulos et al (2004).

4.2.4. Diseño del controlador IBVS

En esta sección, se siguen las ideas del control en el espacio articular presentadas en Escobar et al. (1999), Kelly (1999); Tomei (1991). En general, en los trabajos mencionados anteriormente el objetivo es generar una ley de control con acción de salida acotada y compensación gravitacional para regular la posición de las articulaciones. Empleando tal estrategia, se pretende el mismo objetivo, sólo que el control se hace en la imagen. El diseño del controlador se describe a continuación.

Se considera la dinámica del robot en imagen (4.22) y la ley de control

$$\tau = -\psi_1(\tilde{\phi}) - \psi_2(z) + g_\phi(\phi_d), \quad (4.27)$$

donde

$$g_\phi(\phi_d) = [0, a_{\phi 4} g \cos(\phi_{d2}) + a_{\phi 5} g \cos(\phi_2 + \phi_3), a_{\phi 5} g \cos(\phi_2 + \phi_3)] \quad (4.28)$$

es el término de compensación gravitacional deseado, $\tilde{\phi} = \phi - \phi_d$ el error de posición en imagen, $\phi_d \in \mathbb{R}^3$ la posición articular deseada en imagen, la cual es doblemente diferenciable, $\psi_i^T(x) = [\psi_{i1}(x_1), \psi_{i2}(x_2), \psi_{i3}(x_3)] : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3, i = 1, 2$ son funciones continuas que satisfacen

$$x\psi_{ij}(x) > 0, \forall x \in \mathbb{R}, \psi_{ij}(0) = 0, i = 1, 2, 3, \quad (4.29)$$

$$\frac{\partial \psi_1}{\partial x} = \text{diag}\left[\frac{\partial \psi_{11}}{\partial x_1}, \frac{\partial \psi_{12}}{\partial x_2}, \frac{\partial \psi_{13}}{\partial x_3}\right] \geq c_{g_\phi} I, \quad (4.30)$$

donde c_{g_ϕ} está dado en la Propiedad 4 y

$$\begin{aligned} \dot{w} &= -\alpha(w + \phi), \alpha > 0, \\ z &= w + \phi. \end{aligned} \quad (4.31)$$

Entonces todas las señales en el lazo de control son acotadas y $\tilde{\varphi} \rightarrow 0$ asintóticamente. Para probar lo anterior, se sustituye la ley de control (4.27) en la dinámica de imagen del robot (4.22) obteniendo la ecuación en lazo cerrado

$$M_\phi(\phi)\ddot{\tilde{\phi}} + C_\phi(\phi, \dot{\tilde{\phi}})\dot{\tilde{\phi}} + g_\phi(\phi) = -\psi_1(\tilde{\phi}) - \psi_2(z) + g_\phi(\phi_d) \quad (4.32)$$

Primero, se muestra que $(\tilde{\phi}, \dot{\tilde{\phi}}, z)$ tiene un único punto de equilibrio en el origen, y utilizando el análisis de Lyapunov se demuestra que es asintóticamente estable. De hecho, en el punto de equilibrio se tiene

$$\psi_1(\tilde{\phi}) = g_\phi(\phi_d) - g_\phi(\phi) \quad (4.33)$$

Por otro lado, siguiendo la Propiedad 4 y (4.29)

$\|g_\phi(\phi_d) - g_\phi(\phi)\| \leq c_{g_\phi} \|\phi_d - \phi\| \leq \|\psi_1(\tilde{\psi})\|$ lo cual implica que $\phi = \phi_d$. Reescribiendo la dinámica del observador (4.31) como

$$\dot{z} = -\alpha z + \dot{\phi}.$$

Por lo tanto $(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = (0, 0, 0)$ es el único punto de equilibrio del sistema en lazo cerrado. Considerando la energía potencial como función para el sistema en lazo cerrado

$$\begin{aligned} P_1 &= \int_{\phi}^0 [\psi_1(\tilde{\phi}) - g_\phi(\phi_d) + g_\phi(\phi)] d\phi \\ &= \phi^T \psi_1(\tilde{\phi}) - \phi^T g_\phi(\phi_d) + P_\phi(\phi) \end{aligned} \quad (4.34)$$

Entonces $\phi = \phi_d$ es el mínimo global de $P_1(\phi)$ así $\frac{\partial P_1}{\partial \phi} = 0 \Rightarrow \phi = \phi_d$ y $\frac{\partial^2 P_1}{\partial \phi^2} = \frac{\partial \psi(\tilde{\phi})}{\partial \phi} + \frac{\partial g_\phi(\phi)}{\partial \phi} > 0$.

Considerando la función candidata de Lyapunov

$$V(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = \frac{1}{2} \dot{\phi}^T M_\phi(\phi) \dot{\phi} + P_1(\phi_d) + \int_z^0 \psi_2(z) dz \quad (4.35)$$

Su derivada en el tiempo a lo largo de la dinámica del error (4.32) es

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\dot{\phi}^T \psi_2(z) + \dot{z}^T \psi_2(z) \\ &= -\psi_2^T(z) [-\dot{z} + \dot{\phi}] \\ &= -\alpha z^T \psi_2(z) \leq 0 \end{aligned} \quad (4.36)$$

Para concluir con la estabilidad asintótica del punto de equilibrio, se utiliza el Teorema de LaSalle (Khalil 2002) considerando el conjunto invariante

$$\Omega = \{(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) \in \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 : \dot{V}(\tilde{\phi}, \dot{\phi}, z) = 0\} \quad (4.37)$$

el cual contiene sólo el punto de equilibrio. De aquí que se tiene estabilidad asintótica en el punto de equilibrio.

La ley de control está diseñada basada en la dinámica de imagen del robot, y para su implementación sólo se requieren las mediciones angulares de las articulaciones medidas desde el plano de imagen. Esto es importante ya que obtener las derivadas de las posiciones articulares no es por lo general aceptable debido a la cantidad de ruido que esto puede involucrar. Es importante resaltar que los únicos parámetros en la ley de

control son los del término gravitatorio de la dinámica de imagen del robot, los cuales pueden ser sintonizados en línea tal como se aprecia en Tomei (1991). Debido al efecto de oclusión en la configuración de cámara fija, es imposible determinar con este método las posiciones articulares en la imagen en las cercanías del eje óptico. Por lo tanto para fines prácticos el robot no opera a ± 20 grados sobre el eje óptico. Típicamente $\psi_i^T(x) = [\psi_{i1}(x_1), \psi_{i2}(x_2), \psi_{i3}(x_3)]$ es una función sigmoide, e.g., $\frac{2k_1}{\pi} \arctan \frac{x}{k_2}$ donde $K_1, K_2 > 0$ determinan la magnitud y forma de la función sigmoide, esto para evitar la saturación en la señal de control (Escobar et al. 1999).

4.2.5. Resultados simulados y experimentales

Para evaluar la robustez de la ley de control propuesta en presencia de errores de cuantización debida al proceso de captura de la cámara, distorsión de la imagen debido a las lentes y posible desalineamiento de la cámara con respecto al plano principal de desplazamiento del robot, se realizaron simulaciones numéricas y experimentos de laboratorio.

La ley de control (4.27) con el término de compensación gravitatoria $g_\phi(\phi_d)$ fue aplicada al robot de la plataforma experimental de la Figura 3.12. La función sigmoide fue implementada con $k_1 = 7,65, 2,25, 1,75$ y $k_2 = 4,35, 1,98, 1,15$ para las articulaciones 1, 2 y 3 respectivamente, y $\alpha = 5$ en (4.31).

La Figura 4.7 muestra la regulación de la posición articular en imagen y la posición deseada, la cual corresponde al movimiento del efector desde una posición inicial $\phi(0) = [10, -100, -110]$ grados a una posición deseada $\phi_d(0) = [-30, -30, -30]$ grados. La Figura 4.8 muestra el seguimiento a una trayectoria deseada. Las Figuras 4.9 y 4.10 muestran el par de las articulaciones del robot y los valores deseados y obtenidos en el experimento de seguimiento.

4. CONTROL DE ROBOTS BASADO EN RETRO VISUAL

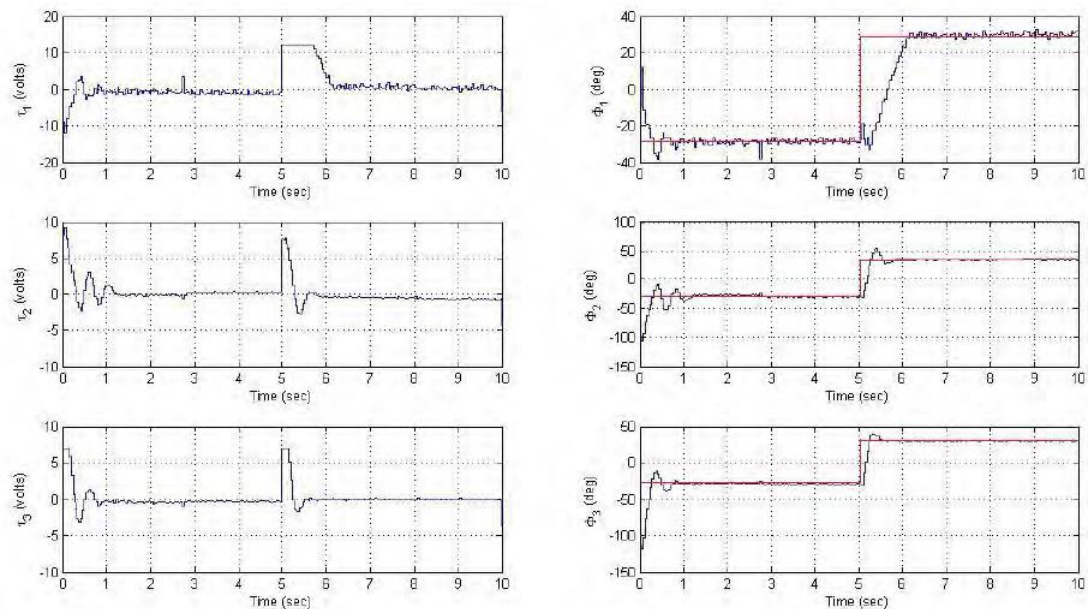


Figura 4.7: Experimento servo visual: regulación.

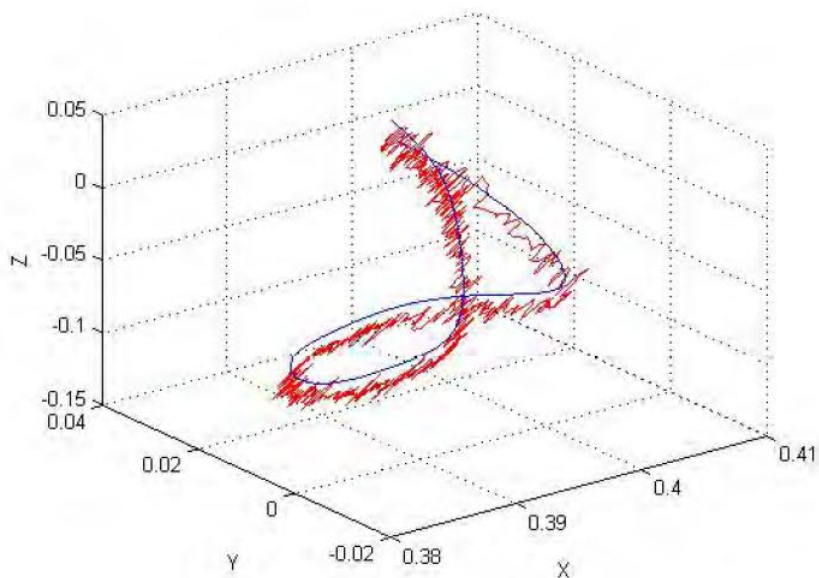


Figura 4.8: Experimento servo visual: seguimiento de una trayectoria en el espacio de imagen.

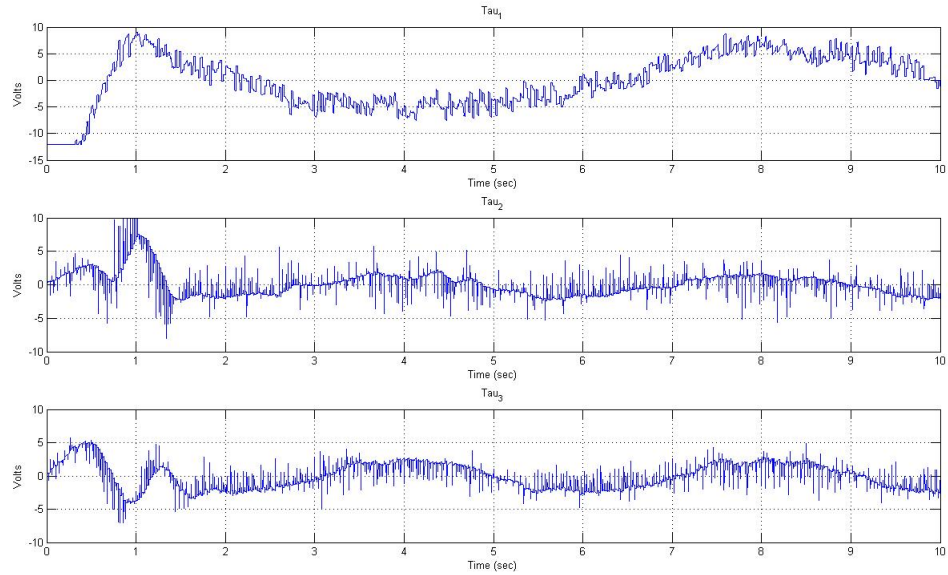


Figura 4.9: Experimento servo visual: control de los pares de las articulaciones.

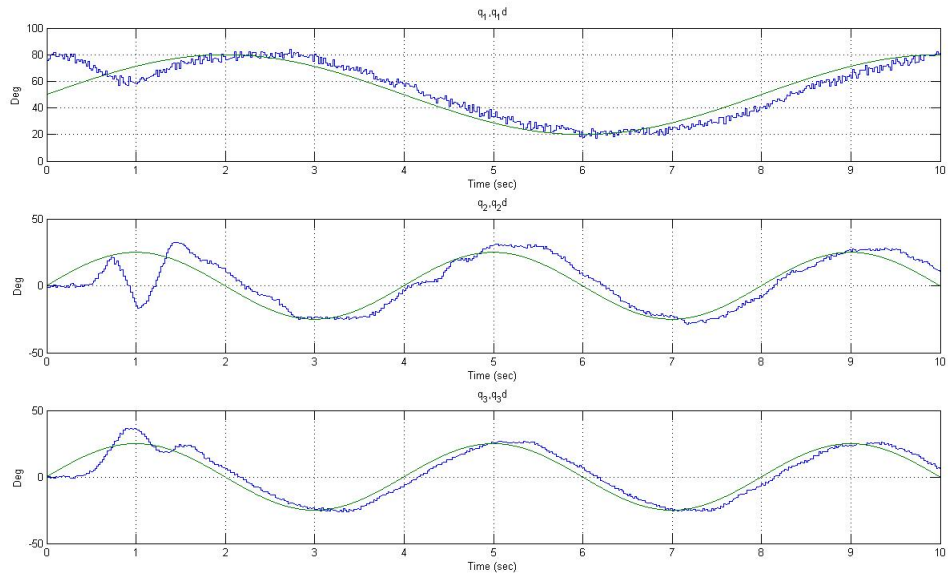


Figura 4.10: Experimento servo visual: la trayectoria en imagen y la trayectoria deseada.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajos futuros

5.1. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado el modelado dinámico, identificación basada en imagen, simulación y experimentación de brazos de robots. En primer término, se presentó el desarrollo del modelo dinámico utilizando el formalismo Lagrangiano. La identificación paramétrica se realizó utilizando el algoritmo de mínimos cuadrados fuera de línea para el robot físico. El modelo dinámico, posteriormente, fue reescrito en forma lineal con respecto a los parámetros dinámicos a identificar. En el modelado se incluyó la fricción de las articulaciones de los robots. En el modelo dinámico se puede apreciar que no todos los parámetros del modelo dinámico contribuyen en la misma medida a la respuesta del robot, esto es, sólo algunos actúan de forma independiente o bajo combinaciones lineales. El punto de vista de esta tesis es agrupar la dinámica del sistema de visión y la dinámica del robot, para obtener un nuevo modelo virtual. La determinación de dicho modelo denominado modelo en el espacio de imagen, se desarrolló mediante la descomposición de valor singular (SVD). Esta permite obtener de forma sistemática el conjunto de parámetros que determinan el comportamiento del robot. La señal de excitación aplicada al robot fue pseudoaleatoria con subniveles discretos, ya que esta señal es rica en dinámica y por tanto permite obtener con menor incertidumbre los parámetros del robot.

En general, se ha presentado un nuevo esquema para el diseño de sistemas servovisuales en configuración de una sólo cámara fija en donde se agrupa la dinámica de la cámara y la del robot para generar un modelo en el espacio de imagen. Empleando este

modelo se simplifica considerablemente el diseño del controlador.

Para el caso en el que el robot se mueve en tres dimensiones, se añade un problema más al diseño del controlador, esto es, se debe estimar la coordenada de profundidad. Para ésto se diseñó un estimador geométrico, el cual calcula las coordenadas del efector y de la segunda articulación. Las velocidades articulares se obtienen al pasar los puntos de interés de la imagen por un filtro de primer orden. Con esto se simplifica considerablemente el ruido característico de la derivada de imagen.

Para evaluar el punto de vista presentado en esta tesis se diseñaron y construyeron dos plataformas robóticas en arquitectura abierta; una para la evaluación en 2D y otra para 3D. Ambas tienen incorporado un sistema de amplificación de voltaje y corriente para poder ser acopladas a tarjetas de adquisición de datos con salida analógica $\pm 5v$, $\pm 10v$. También se tienen salidas de los ángulos de las articulaciones para corroborar los resultados obtenidos en imagen y los físicos.

Una contribución importante es el diseño del algoritmo de identificación de los puntos de interés en el plano de imagen. Éste está diseñado para utilizar la menor cantidad de recursos computacionales. Para lograrlo se hacen lecturas de la imagen en subcuadrantes representativos de las trayectorias de los puntos de interés. De esta manera sólo se hacen lecturas de las subáreas de la imagen reduciendo los tiempos muertos debido a la lectura de la imagen.

Cabe mencionar que el sistema servo visual fue diseñado y construido con el propósito de desarrollar una herramienta de investigación en el campo del control visual de robots en ambientes no estructurados.

5.1.1. Resultados de las pruebas

De acuerdo a los experimentos realizados en los brazos de robot (planar y RRR) para el caso de regulación y seguimiento de una trayectoria, se tiene que el controlador basado en imagen presenta un menor valor del índice de error para el caso de regulación; por otro lado, un ajuste a los parámetros de controlador proporcional derivativo mostró un resultado satisfactorio en el seguimiento de trayectorias. Cabe mencionar que para el caso de dos dimensiones, se tienen resultados semejantes a los obtenidos con control articular, con las respectivas restricciones debidas a efectos de oclusión y aberraciones ópticas. En el caso 3D las restricciones se incrementan debido a que el robot tiene una zona ciega en torno al eje óptico de la cámara.

En general, se puede considerar que el punto de vista del controlador basado en imagen presentado en esta tesis demuestra capacidad de implementación para los casos en los que no es factible colocar sensores articulares, como por ejemplo micro-robots o máquinas de micro-maquinado.

5.1.2. Objetivos logrados

Acorde a las pruebas experimentales realizadas en las plataformas robóticas, tanto en regulación como en seguimiento, se puede decir que el punto de vista expresado en esta tesis cumple las expectativas esperadas.

Se cumplieron los objetivos particulares así como las metas propuestas al diseñar, simular y construir un sistema de control servo visual para la evaluación de los algoritmos de control basados en imagen.

Se escribieron los artículos de congreso "Black-Box Modeling of a Visual Servoing System Using Recurrent Neurofuzzy Networks" para el CDC 2009. "Dynamic Visual Servoing of 3D Robot Manipulators Based on Passivity" para el CERMA 2010. "Range Identification for Perspective Vision Systems Based on Contraction Theory" para 4th International Congress on Image and Signal Processing 2011. El capítulo de libro Robust Visual Servoing of Robot Manipulators Based on Passivity publicado en InTech en 2011.

5.2. Trabajos futuros

El presente trabajo da pauta a continuar con la investigación de los siguientes tópicos:

- Utilización de estrategias de sincronización para la obtención de las coordenadas en el espacio.
- Evaluación de controladores con esquemas de aprendizaje diseñados en el espacio de imagen.
- Diseño de un algoritmo de autocalibración basado en errores dinámicos.
- Simplificación del modelado basado en imagen empleando un modelo *black box* en redes neuronales recurrentes.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

- Diseño de un algoritmo de predicción para mejorar el desempeño en el caso de oclusión.

Apéndice A

Diseño mecánico del robot RRR

La evaluación de los algoritmos de control presentados requiere el uso de brazos de robots con cierto grado de precisión. En este apéndice se muestran los planos de fabricación y ensamble del robot de RRR.

A. DISEÑO MECÁNICO DEL ROBOT RRR

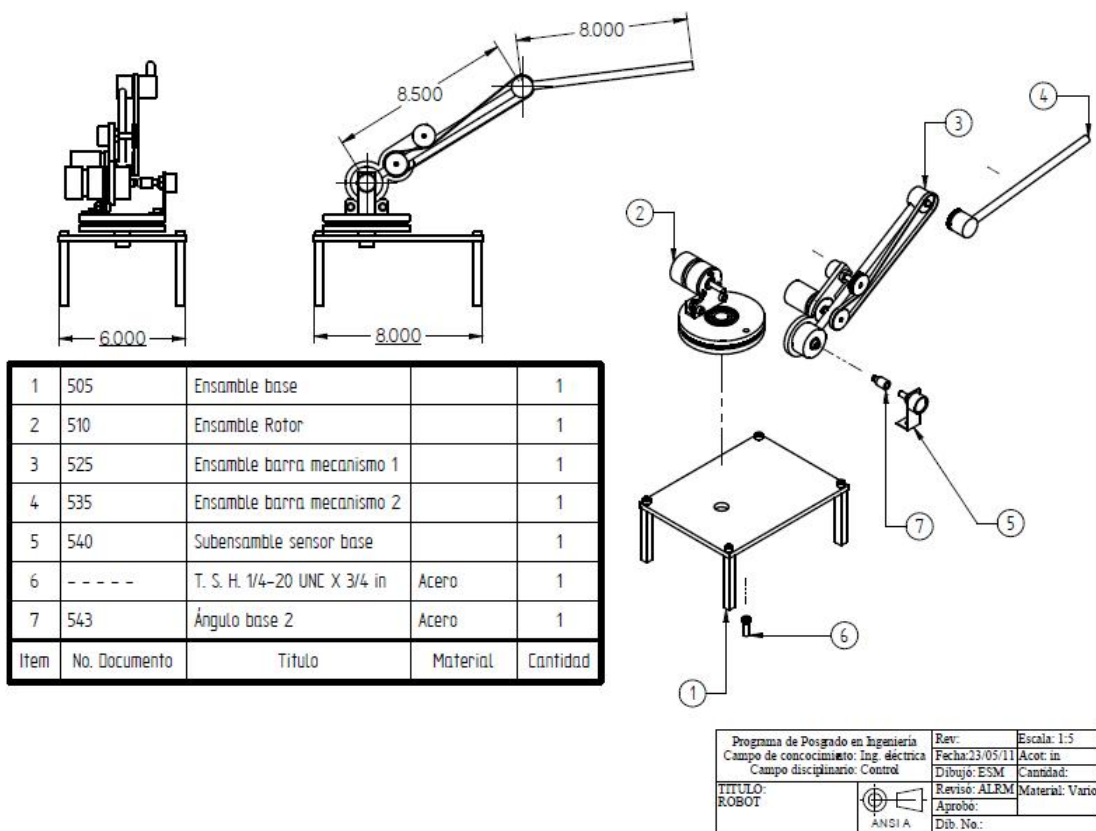
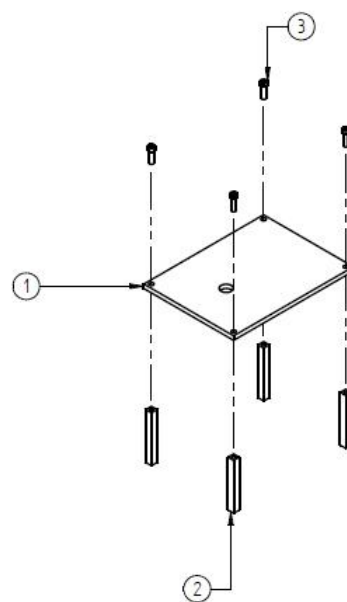


Figura A.1: Plano 1.

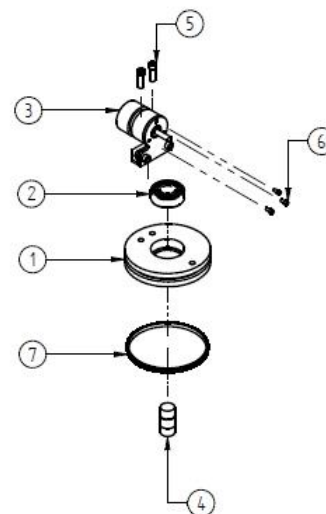
1	506	Placa base 6 x 8 x 1/4 in	Acero	1
2	507	barra cuadrada base 3/8 x 3 in	Acero	4
3	-----	T. S. H. 1/4-20 UNC X 3/4 in	Acero	4
Item	No. Documento	Titulo	Material	Cantidad



Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:5
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acot: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TITULO: ENSAMBLE BASE	Reviso: ALRM	Material: Varios
	Aprobo:	
	Dib. No.:	

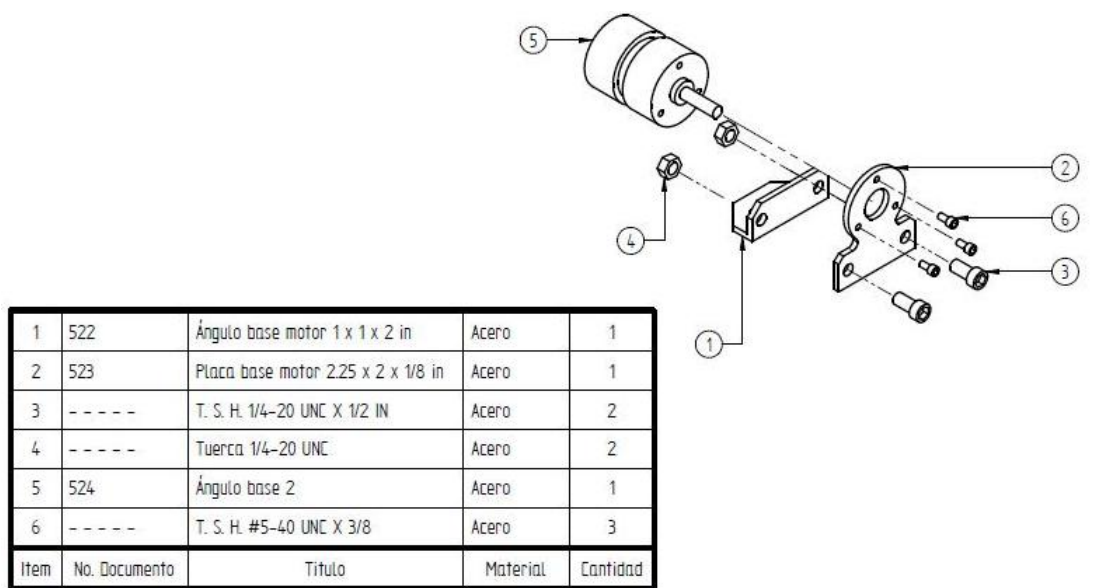
Figura A.2: Plano 2.

1	511	disco primer estabon 4 x 3/4 in	Aluminio	1
2	6203...2z...03	Rodamiento D40 d17 b12 mm		1
3	520	Subensamble motor base		1
4	512	Redondo flecha 3/4 x 15 in	Aluminio	1
5	-----	T. S. H. 1/4-20 UNC X 3/4 in	Acero	2
6	-----	T. S. H. #5-40 UNC X 3/8	Acero	3
7		Polea 150 ranuras tipo MXL 3/16 in		1
Item	No. Documento	Titulo	Material	Cantidad



Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:5
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acot: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TITULO:	Reviso: ALRM	Material:
ENSAMBLE ROTOR	Aprobo:	Dib. No.:
	ANSI A	

Figura A.3: Plano 3.

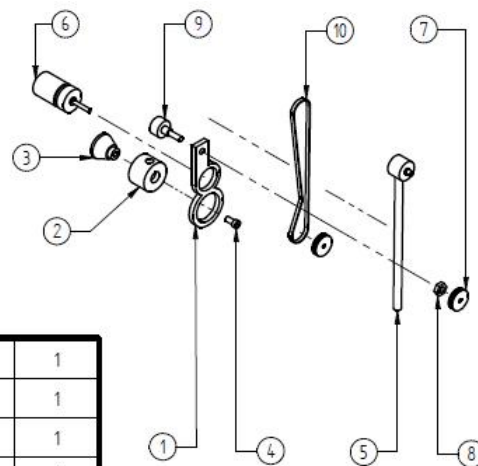


1	522	Ángulo base motor 1 x 1 x 2 in	Acero	1
2	523	Placa base motor 2.25 x 2 x 1/8 in	Acero	1
3	-----	T. S. H. 1/4-20 UNC X 1/2 IN	Acero	2
4	-----	Tuerca 1/4-20 UNC	Acero	2
5	524	Ángulo base 2	Acero	1
6	-----	T. S. H. #5-40 UNC X 3/8	Acero	3
Item	No. Documento	Titulo	Material	Cantidad

Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:2
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acor: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TITULO: SUBENSAMBLE MOTOR BASE	Reviso: ALRM	Material:
ANSI A	Aprobo:	Dib. No.:

Figura A.4: Plano 4.

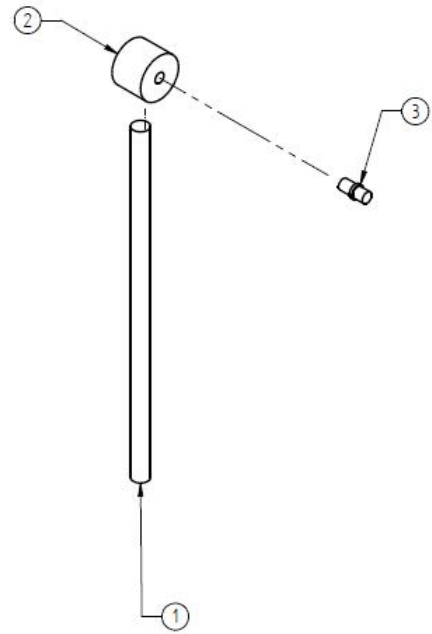
1	526	Placa segundo establon 5 x 15 x 1/4 in	Acero	1
2	527	Ángulo base 2	Acero	1
3	528	Redondo 1.25 x 1 in	Acero	1
4	-----	T. S. H. 1/4-20 UNC X 1/2 IN	Acero	1
5	530	Subensamble brazo estabón		1
6	529	Motor	Acero	1
7	534	Polea 40 dientes x 1/4 in		2
8	-----	Tuerca 3/8 in	Acero	1
9	542 b	Sensor de posición	Acero	1
10	A6516 212 018	Banda 220 ranuras MXL x 3/16 in	Acero	1
Item	No. Documento	Título	Material	Cantidad



Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:5
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acor: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TÍTULO: ENSAMBLE BRAZO MECANISMO 1	Reviso: ALRM	Material:
 ANSIA	Aprobó:	
	Dib. No.:	

Figura A.5: Plano 5.

1	531	Redondo brazo 3/8 x 8 in	Acero	1
2	532	Ángulo base 2	Acero	1
3	533	Redondo flecha 3/8 x 5/8 in	Acero	1
Item	No. Documento	Título	Material	Cantidad

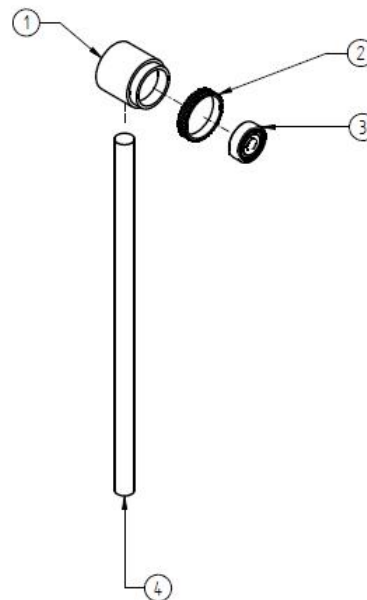


Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:2
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acot: m
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TÍTULO: SUBENSAMBLE BRAZO ESLABON	Reviso: ALRM	Material:
ANSI A	Aprobo:	Dib. No.:

Figura A.6: Plano 6.

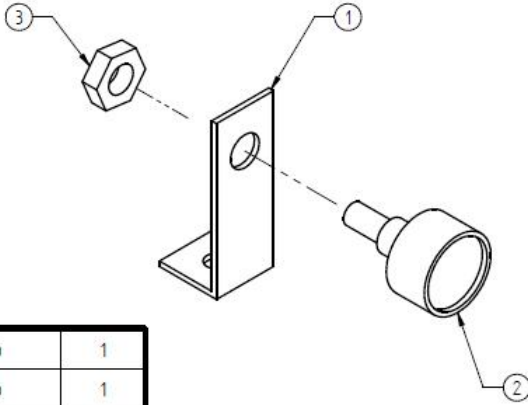
A. DISEÑO MECÁNICO DEL ROBOT RRR

1	536	Ángulo base 2	Acero	1
2	538	Polea 40 ranuras MXL x 3/16 in		1
3	626_2z_2_032	Rodamiento D19 d6 b6 mm		1
4	537	Redondo eslabón 3/8 x 8 in	Acero	1
Item	No. Documento	Titulo	Material	Cantidad



Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:2
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acor: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TÍTULO: ENSAMBLE BRAZO MECANISMO 2	Revisó: ALRM Aprobó:	Material:
ANSI A	Dib. No.:	

Figura A.7: Plano 7.



1	541	Ángulo base s. posicion 2 x 2 x 3/4 in	Acero	1
2	542	Ángulo base 2	Acero	1
3	-----	Tuerca 3/8 in	Acero	1
Item	No. Documento	Titulo	Material	Cantidad


Programa de Posgrado en Ingeniería	Rev:	Escala: 1:1
Campo de conocimiento: Ing. eléctrica	Fecha: 23/05/11	Acot: in
Campo disciplinario: Control	Dibujo: ESM	Cantidad:
TÍTULO: SUBENSAMBLE SENSOR BASE	Reviso: ALRM	Material:
 ANSI A	Aprobo:	Dib. No.:

Figura A.8: Plano 8.

Apéndice B

Diseño electrónico del robot RRR

En el presente apéndice se ilustran los diagramas a bloques del sistema eléctrico de la plataforma robótica, así como los módulos de potencia y alimentación.

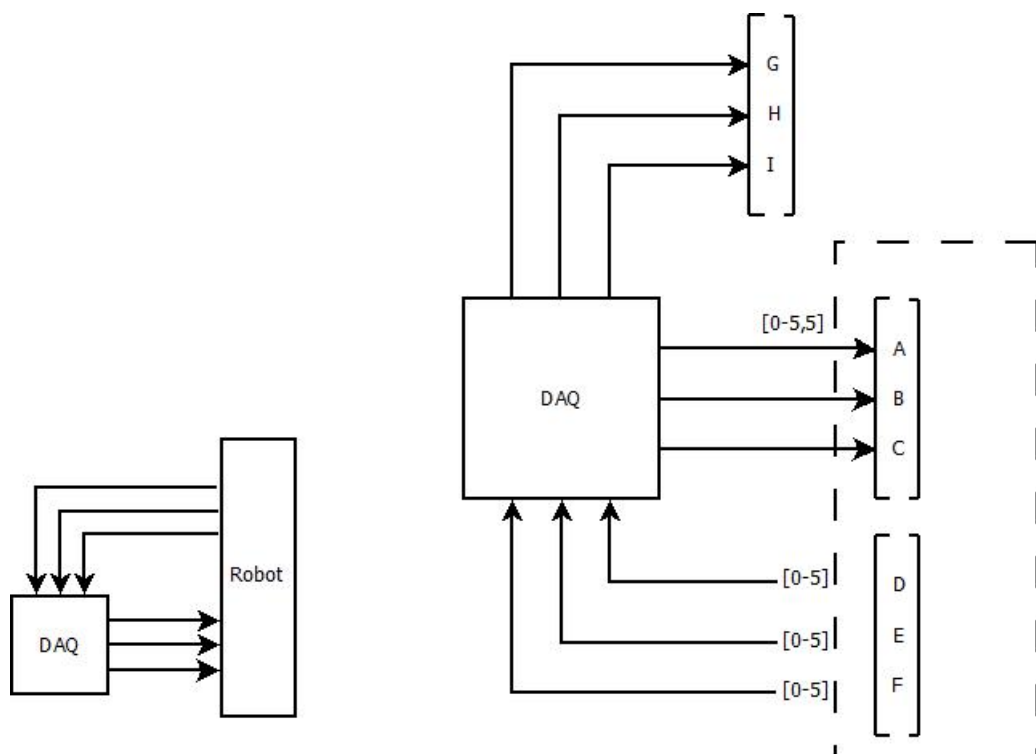


Figura B.1: Plano 9.

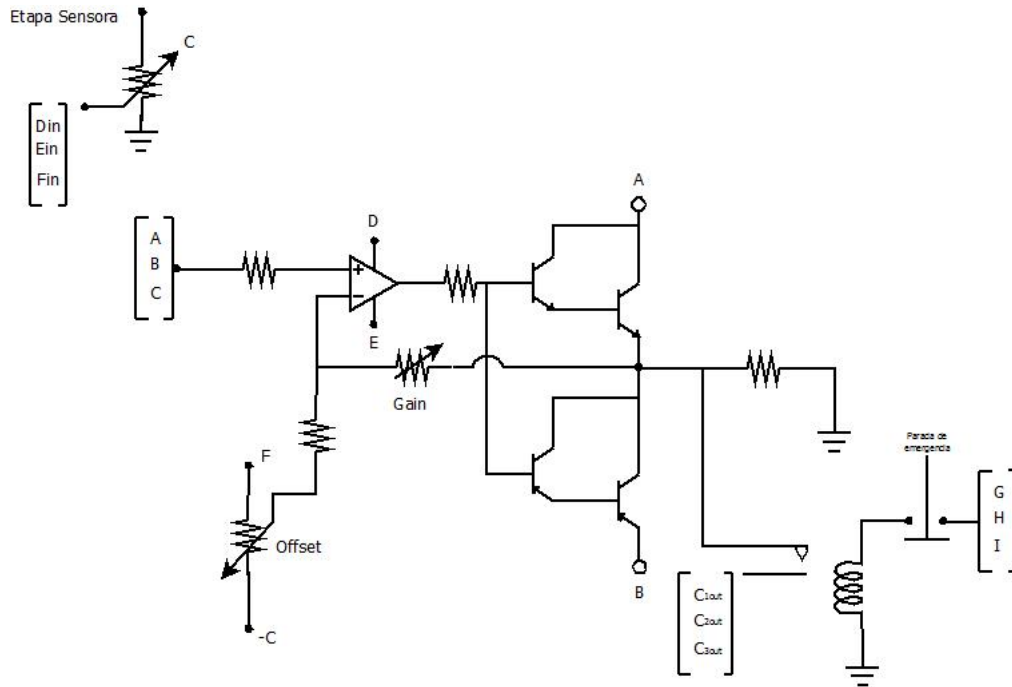


Figura B.2: Plano 10.

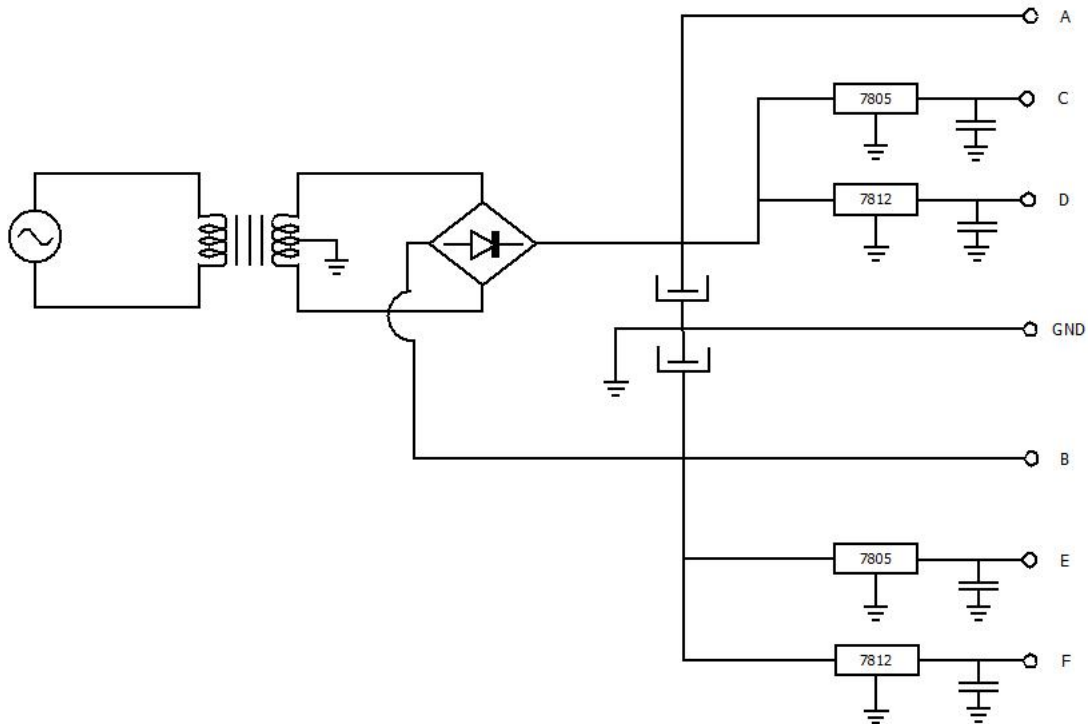


Figura B.3: Plano 11.

Bibliografía

- Abdullah, MZ and Guan, LC and Lim, KC and Karim, AA, 2004. The applications of computer vision system and tomographic radar imaging for assessing physical properties of food, *Journal of Food Engineering* 125-135.
- Billingsley, J. and Dunn, M., 2005. Unusual vision-machine vision applications at the NCEA, *Sensor Review Vol-25* 202-208.
- Bowyer, K.W. and Chang, K. and Flynn, P., 2006. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition, *Computer Vision and Imaging Understanding Vol-101* 1-15.
- Brosnan, T. and Sun, D.W., 2004. Improving quality inspection of food products by computer vision—a review, *Journal of Food Engineering* 3-16.
- Brunelli, R. and Poggio, T., 1993. Face recognition: Features versus templates, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1042-1052.
- Burschka, D. and Li, M. and Ishii, M. and Taylor, R.H. and Hager, G.D., 2005. Scale-invariant registration of monocular endoscopic images to CT-scans for sinus surgery, *Medical Image Analysis* 413-426.
- Chan, VH and Bradley, C. and Vickers, GW, 2001. A multi-sensor approach to automating co-ordinate measuring machine-based reverse engineering, *Computers in Industry* 105-115.
- Cheah, C.C. and Hirano, M. and Kawamura, S. and Arimoto, S., 2003. Approximate Jacobian control for robots with uncertain kinematics and dynamics, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 692-702.

BIBLIOGRAFÍA

- Cheah, CC and Zhao, Y., 2004. Approximate Jacobian control with task-space damping for robot manipulators, *43rd IEEE Conference on Decision and Control, 2004. CDC.* 1252-1257.
- Cheah, CC and Hirano, M. and Kawamura, S. and Arimoto, S., 2004. Approximate Jacobian control with task-space damping for robot manipulators, *, IEEE Transactions on Automatic Control* 752-757.
- Chen, HY and Li, YF, 2004. Non-model-based view planning for active vision, *Proceedings Annual Conference on Mechatronics Machine Vision Pract, 2004* 7-15.
- Chesi, G. and Hashimoto, K. and Prattichizzo, D. and Vicino, A., 2004. Keeping features in the field of view in eye-in-hand visual servoing: A switching approach, *, IEEE Transactions on Robotics* 908-914.
- Conde, C. and Rodríguez-Aragón, L. and Cabello, E., 2006. Automatic 3D face feature points extraction with spin images, *Image Analysis and Recognition* 317-328.
- Conde, C. and Rodríguez-Aragón, L. and Cabello, E., 2006. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews,* 334-352.
- Cowan, N.J. and Weingarten, J.D. and Koditschek, D.E., 2002. Visual servoing via navigation functions, *IEEE Transactions on Robotics and Automation,* 521-533.
- DeMenthon, D., 1992. Exact and approximate solution of the perspective three point problem, *IEEE Trans. Patter Anal. Machine Intell* 1000-1105.
- Deng, L. and Janabi-Sharifi, F. and Wilson, WJ, 2002. Stability and robustness of visual servoing methods, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02.* 1604-1609.
- Dixon, W.E. and Zergeroglu, E. and Fang, Y. and Dawson, D.M., 2002. Object tracking by a robot manipulator: a robust cooperative visual servoing approach, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02.* 211-216.

- Driankov, D. and Hellendoorn, H. and Reinfrank, M., 1996. An introduction to fuzzy control. Springer.
- Espiau, B. and Chaumette, F. and Rives, P., 1993. A new approach to visual servoing in robotics, *Geometric Reasoning for Perception and Action* 106-136.
- Fujita, M. and Maruyama, A. and Watanabe, M. and Kawai, H., 2000. Inverse optimal H8 disturbance attenuation for planar manipulators with the eye-in-hand system, *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control, 2000.* 3945-3950.
- Gao, J. and Xu, W. and Geng, J., 2006. 3D shape reconstruction of teeth by shadow speckle correlation method, *Optics and lasers in Engineering* 455-465.
- Galantucci, LM and Percoco, G. and Spina, R., 2004. An artificial intelligence approach to registration of free-form shapes, *CIRP Annual-Manufacturing Technology* 139-142.
- Geyer, C. and Daniilidis, K., 2000. A unifying theory for central panoramic systems and practical implications, *Computer Vision* 445-461.
- Ghosh, B.K. and Jankovic, M. and Wu, Y.T., 1994. Perspective problems in system theory and its application to machine vision, *Journal of Mathematical Systems. Vol-4* 3-38.
- Ferrari, F. and Fossa, M. and Grosso, E. and Magrassi, M. and Sandini, G., 1991. A practical implementation of a multilevel architecture for vision-based navigation, *Fifth International Conference on Advanced Robotics, 1991. 'Robots in Unstructured Environments', 91 ICAR.* 1092-1098.
- Gunasekaran, S., 1996. Computer vision technology for food quality assurance, *Trends in Food Science & Technology* 245-256.
- Hager, G.D., 1997. A modular system for robust positioning using feedback from stereo vision, *IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol-13* 582-595.
- Hashimoto, K. and Noritsugu, T., 1998. Performance and sensitivity in visual servoing , *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998. Proceedings. 1998* 2321-2326.

BIBLIOGRAFÍA

- Hespanha, J.P., 2000. Single-camera visual servoing, *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control, 2000.* 2533-2538.
- Hornberg, A, 2006. Handbook of machine vision. Edt. Wiley-VCH.
- Hutchinson, S. and Hager, G. and Corke, P., 1996. A tutorial on visual servoing, *IEEE Transactions on Robotics and Automation Vol-12* 651-670.
- Kelly, R., 1996. Robust asymptotically stable visual servoing of planar robots, *Transactions on Robotics and Automation, IEEE Vol-12* 759-766.
- Kelly, R. and Shirkey, P. and Spong, M.W , 1996. Fixed-camera visual servo control for planar robots, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996* 2643-2649.
- Kelly, R., 1999. Regulation of manipulators in generic task space: An energy shaping plus damping injection approach, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 381-386.
- Liao, JB and Wu, MH and Baines, RW, 1999. A coordinate measuring machine vision system, *Computers in Industry* 239-248.
- Ljung, L, 1986. System identification: theory for the user. Ed. Prentice-Hall.
- Ioannou, P.A. and Sun, J., 1996. Robust adaptive control. Ed. Prentice-Hall.
- Lobo, J. and Dias, J., 2003. Vision and inertial sensor cooperation using gravity as a vertical reference, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1597-1608.
- Malis, E. and Borrelly, J. and Rives, P., 2002. Intrinsic-free visual servoing with respect to straight lines, *International Conference on Intelligent Robots Systems, IEEE/RSJ*.
- Malis, E. and Chaumette, F. and Boudet, S., 1998. 2D 1/2 visual servoing stability analysis with respect to camera calibration errors, *International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1998. Proceedings., 1998 IEEE/RSJ* 691-697
- Martinet, P. and Gallice, J., 1999. Position based visual servoing using a non-linear approach, *International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1999. IROS '99. Proceedings. 1999 IEEE/RSJ* 531-536.

- Cindy, X. and Collange, F. and Jurie, F. and Martinet, P., 2001. Object tracking with a pan-tilt-zoom camera: application to car driving assistance, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA*. 1653-1658.
- Martinet, P. and Cervera, E., 2001. Stacking Jacobians properly in stereo visual servoing, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA*. 717-722.
- Maruyama, A. and Fujita, M., 1997. Robust control for planar manipulators with image feature parameter potential, *Advanced Robotics* 67-80.
- Moravec, H.P., 1980. Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover.
- Oberkampf, D. and DeMenthon, D. and Davis, L.S. 1996. Iterative Pose Estimation using Coplanar Feature Points, *Computer Vision and image understanding vol. 63, no. 3*.
- Oliver Nelles, 2001. Nonlinear System Identification. Ed.Springer.
- Kevin M. Passino, 1998. Fuzzy Control. Ed. Addison Wesley.
- Reyes, J.F. and Chiang, L.E., 2003. Image-to-space path planning for a SCARA manipulator with single color camera, *Robotica Vol-21* 245-254.
- Shen, Y. and Xiang, G. and Liu, Y.H. and Li, K., 2002. Uncalibrated visual servoing of planar robots, *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02*. 580-585.
- Siciliano, B. and Sciavicco, L. and Villani, L., 1996. Solutions manual to accompany Lorenzo Sciavicco, Bruno Siciliano: Modeling and control of robot manipulators. Ed. Springer.
- Spong, MW and Vidyasagar, M., 1989. Robot dynamics and control. Ed. Wiley and Sons.
- Takegaki, M. and Arimoto, S., 1981. A new feedback method for dynamic control of manipulators, *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 119.

BIBLIOGRAFÍA

- Tanaka, K. and Wang, H.O., 2001. Fuzzy control systems design and analysis: a linear matrix inequality approach.
- Varady, T. and Martin, R.R. and Cox, J., 1997. Reverse engineering of geometric models—an introduction, *Computer-Aided Design Vol-3* 255-268.
- Vidyasagar, M., 1992. Nonlinear systems analysis. Ed. Wiley and Sons.
- Woelki, M., 2006. Method and system for machine vision-based feature detection and mark verification in a workpiece or wafer marking system.
- Wong, AKC and Rong, L. and Liang, X., 1998. Robotic vision: 3D object recognition and pose determination, *International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1998. Proceedings., 1998 IEEE/RSJ* 1202-1209.
- Yaniv, Z. and Joskowicz, L., 2005. Precise robot-assisted guide positioning for distal locking of intramedullary nails, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 624-635.
- Yuan, J.S.C., 1989. A general photogrammetric method for determining object position and orientation, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 129-142.
- Zitova, B. and Flusser, J., 2003. Image registration methods: a survey, *Image and Vision Computing Vol-21* 977-1000.
- Zhang, H. and Zhang, G. and Shi, Y. and Zhao, X., 2005. Application of binocular vision probe on measurement of highly reflective metallic surface, *Proceedings of SPIE* 333.
- Zubal, G. and Tagare, H. and Zhang, L. and Duncan, J., 1991. 3-D registration of intermodality medical images, *Engineering in Medicine and Biology Society, 1991. Vol. 13: 1991., Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE* 293-294.