



UNIVERSIDAD VERACRUZANA

INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN
INTELIGENCIA ARTIFICIAL

**Implementación de un control
inteligente para el vertido de líquidos
por un robot autónomo**

T E S I S

Como requisito para obtener el grado de

Maestría en Inteligencia Artificial

P R E S E N T A

Jeeangh Jennessi Reyes Montiel

Asesor:

Dr. Antonio Marín Hernández

Xalapa Enríquez, Veracruz

28 de Junio de 2023

Y si te sientes perdido con tus ojos no
has de ver, hazlo con los de tu alma y en-
contrarás la calma tu rosa de los vientos seré.

Mago de Oz(2003). La rosa de los vientos

Agradecimientos

Quiero empezar agradeciendo a mis padres, por darme la vida y la educación que con mucho esfuerzo lograron darme. Gracias mami por estar junto a mi en cada paso, por darme valores y fuerzas para luchar por cada uno de mi sueños. Te agradezco por siempre creer en mí, incluso cuando yo misma no lo hacía. Este logro es tanto tuyo como mío, y espero que sepas cuánto te amo y admiro por todo lo que has hecho por mí. Papi, aunque tu presencia física a mi lado se terminó hace unos años, tu legado como mi ángel y guía perdura en cada paso que doy. Aún cuando no puedo verte, te siento siempre conmigo. Gracias por la seguridad que me brindaste estando aquí en vida, gracias por enseñarme a ser una mujer fuerte e independiente. Te amo más allá de la vida, porque el amor está en el alma y el alma nunca muere.

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que contribuyeron de manera significativa en la realización de este trabajo de tesis. En primer lugar, a mi director de tesis, Dr. Antonio Marín, por su guía, orientación y apoyo durante todo el proceso de investigación.

Stephan Mein Lieber, Ich habe keine Worte, um mich für alles was du für mich getan hast, zu bedanken. Erstens - danke, dass du mir die Möglichkeit gegeben hast in Deutschland einen Forschungsaufenthalt machen zu können. Dein Wissen und deine Erfahrung waren für die Ausführung und den Erfolg des Projektes unersetzbar. Aber vor allem möchte ich dir dafür danken, dass du mir in einer Zeit, in der ich mich verloren gefühlt habe, mit ermutigenden und motivierenden Worten Licht gespendet hast.

Además, quiero expresar mi gratitud al Dr. Nicandro por su constante apoyo, valiosos consejos y disposición inquebrantable para escucharme. Su compromiso y dedicación hacia mi desarrollo académico y personal han sido de un valor inmenurable. A lo largo de este proceso, su guía experta y sabias palabras han sido un faro de inspiración y motivación.

Por último, pero no menos importante, quiero agradecer a todas las personas que estuvieron conmigo durante mi etapa de maestría.

Isaac, más que un hermano eres mi brother. Unas líneas no serán suficiente para expresar mis sentimientos hacia a ti. Tú sabes lo mucho que te quiero y te admiro. Gracias por todas las vivencias buenas y malas que hemos tenido juntos, al final del camino siempre seremos grandes amigos y sabes que cuentas conmigo para todo.

Jesús, gracias por haberme acompañado en todo momento durante nuestra estancia en Alemania y por no dejarme morir sola cuando todo se juntaba. Pero tu apoyo no se limita solo a Alemania, gracias por compartir conmigo todos los logros (?), 7 u 8?

Normita, uff tú me tomaste la mano y estuviste conmigo en todo momento, además de darme una gran lección de vida y mostrarme lo que realmente es valioso, gracias!

Nay, solecito, gracias por trabajar conmigo siempre en equipo y por escucharme en todo momento, aunque no se aún cuáles son tus privilegios, en términos de soportar, no soporté :)

Frank, apoco sí? muchas gracias por haberme brindado tu amistad en estos últimos meses, sé que a partir de ahora puedo contar contigo, apoco sí muy über alles? close to you (cerca de ti).

Homie, el barrio se viste de manteles largos. Siempre tendremos nuestro lugar seguro para ir a llorar cuando las cosas no nos salgan (osea todo el tiempo jajaja). Muchas gracias por haberme brindado tu amistad incondicional en todo momento y por dejarme cargar mis aparatos cuando se me iba la luz jaja.

Eddi, bro, gracias por tu amistad incondicional, por compartirme fotos de Berni, los mejores stickers, por haberme dejado formar parte de tu equipo de trabajo, y escuchar todo el tiempo mis locuras... Por qué eres así?

Sergio, tu sabes todo lo que significas para mi, gracias por estar todos los días presente (literalmente porque vives conmigo), darme los mejores consejos de vida y apoyarme siempre en mis locuras.

Juan, gracias por ser mi maestro en este juego llamado vida. Siempre has confiado en mi y me has dado tu apoyo de manera incondicional y sobre todo gracias por enseñarme mis decisiones son mías y de nadie más.

Josue, gracias por enseñarme a tener paciencia y encontrar la calma en momentos de estrés. Aprecio tu apoyo en todas las formas posibles y por recordarme constantemente que puedo lograr cualquier cosa.

No puedo dejar de mencionar a mi familia y seres queridos, quienes me han brindado su amor, paciencia y comprensión durante todo este proceso. Su apoyo incondicional ha sido mi mayor motivación y fortaleza.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Justificación	6
1.2. Planteamiento del problema	7
1.3. Pregunta de investigación	7
1.4. Hipótesis	8
1.4.1. Objetivo general	8
1.4.2. Objetivos específicos	8
1.5. Alcances y limitaciones	9
2. Trabajos relacionados	10
3. Marco Teórico	25
3.1. Características de los fluidos	25
3.1.1. Descripciones del movimiento de fluidos	26
3.1.2. Descriptores de procesos fluidos y simplificaciones	27
3.2. Espesor de capa límite	28
3.2.1. Capa Límite Sobre una Placa Plana en Régimen Laminar: Solu- ción Exacta	29
4. Características geométricas del problema	31
4.1. Cómputo del volumen para la región 1	37
4.2. Cómputo del volumen para la región 2	37
4.3. Cómputo del volumen para la región 3	39
4.4. Resultados del comportamiento del volumen para la región 1,2,3.	40
5. Aplicación del modelo geométrico utilizando aprendizaje por refuerzo	42
5.1. Configuración del entorno de aprendizaje por refuerzo	44
5.1.1. Simulación del entorno	45

5.1.2.	Entrenamiento Double Deep Q-Learning con un 10 % fijo en el búfer de repetición y la acción de Boltzmann	46
5.2.	Resultados de la implementación de aprendizaje por refuerzo	47
6.	Implementación de un control en un robot UR5	49
6.0.1.	Planificación de trayectoria con movebase	50
6.0.2.	Detector de personas implementado	52
6.0.3.	Segundo enfoque para el vertido de líquidos	53
6.0.4.	Diseño experimental	54
6.0.5.	Desarrollo experimental	56
7.	Resultados experimentales con un brazo robótico UR5	58
8.	Conclusiones	63

Resumen

Para desarrollar un algoritmo de control para el vertido automático de líquido, es necesario un conocimiento de la geometría del contenedor origen para lograr una precisión en el volumen de salida. En este trabajo se propuso un modelo geométrico basado en la forma de un recipiente regular con base cilíndrica, el cual podrá ser utilizado como método de control para el vertido de líquidos. Se encontró que la superficie del líquido adopta una forma elíptica cuando el contenedor se inclina a un ángulo θ . A partir de esta observación, se desarrolló el modelo matemático que describe la cantidad de líquido vertido en función del área de las elipses. Posteriormente, se desarrolló un algoritmo de aprendizaje por refuerzo en un entorno de simulación que toma en cuenta la dinámica del fluido en función del área de la elipse. El algoritmo empleado fue un algoritmo de aprendizaje por refuerzo en un entorno de simulación que tiene en cuenta la dinámica del fluido en relación con el área de la elipse. El algoritmo utilizado fue *Double Deep Q-Learning*, cuyo objetivo es seleccionar la mejor acción para mejorar el control del vertido. Después de 100 episodios, el algoritmo mostró una tendencia a obtener una mayor recompensa. En colaboración con la Universidad de Ciencias Aplicadas de Hamburgo (Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg), se desarrolló un proyecto que involucraba a un robot Husky para el servicio de vertido de líquidos en la cafetería universitaria, adicionalmente este proyecto incluía navegación y reconocimiento de personas. Para el vertido de líquidos, se propuso un enfoque alternativo al inicialmente formulado, el cual está basado en una nueva ecuación, que requería la determinación experimental de los parámetros α , β y γ de un modelo exponencial con el objetivo de evitar turbulencias. Se llevaron a cabo 48 experimentos, de los cuales 15 determinaron conjuntos de parámetros exitosos para evitar la generación de turbulencia en el líquido. De estos 15 experimentos, se seleccionó uno en específico para realizar 20 pruebas adicionales utilizando el conjunto de parámetros determinados. Se obtuvo una desviación estándar de $\sigma = 5.90718gr$ respecto al valor esperado del volumen de salida.

Capítulo 1

Introducción

La robótica es una disciplina que se ha desarrollado a lo largo de la historia con el objetivo de crear máquinas capaces de realizar tareas automatizadas y, en algunos casos, interactuar con el mundo que les rodea. Aunque la robótica como tal no existía antes del siglo XX, en esta época hay ejemplos de máquinas que cumplen con algunas de estas características, las cuales podemos encontrar desde el siglo XV.

Por ejemplo, en el siglo XV se desarrollaron los primeros relojes mecánicos, que eran capaces de realizar tareas automatizadas gracias a su mecanismo de relojería. Estos relojes mecánicos eran capaces de llevar a cabo tareas como lo hace cualquier reloj, es decir, indicar la hora, pero no solo eso, pues estos mecanismos eran capaces de mover pequeñas figurillas en un escenario. Sin embargo, estos mecanismos no tenían la capacidad de aprender o adaptarse a diferentes situaciones como lo hacen los robots modernos.

Uno de ellos es el androide diseñado por Leonardo da Vinci, una figura mecánica humanoide capaz de moverse y realizar gestos. Aunque estas máquinas eran impresionantes para su época, no tenían la capacidad de aprendizaje y adaptación a diversas situaciones que poseen los robots modernos. No obstante, sentaron las bases de la robótica tal y como la conocemos en la actualidad, y reflejan el interés y la curiosidad humanos por la creación de máquinas capaces de llevar a cabo tareas de forma autónoma.

Hoy en día, los robots tienen un impacto considerable en muchas áreas de la vida moderna, desde la producción industrial, la sanidad, la exploración del espacio y el mar, el transporte y el sector doméstico. En el futuro, los robots serán ubicuos y personales como lo son las computadoras en la actualidad. El sueño de crear máquinas hábiles e inteligentes ha formado parte de la humanidad desde el principio de los tiempos. Este sueño se está convirtiendo ahora en una realidad de nuestro mundo. La conexión entre la inteligencia humana y las máquinas surgió por primera vez a mediados del siglo XX,

marcando el comienzo de una prometedora era de investigación en el campo de la inteligencia artificial (IA).

La robótica se benefició de los avances en las diferentes tecnologías como son: la mecánica, las computadoras y la electrónica. Invariablemente, los nuevos diseños motivan a nuevas investigaciones y descubrimientos que, a su vez, conducen a mejores soluciones y por tanto, a conceptos novedosos. La robótica experimentó un avance, lo que llevó a su aplicación en una gran variedad de aplicaciones. Algunos de los avances más importantes en la tecnología de los robots abarcan diversos aspectos como la programación, la percepción y el aprendizaje, la movilidad de los robots y la manipulación de objetos. Estos avances han sido fundamentales en el progreso de la robótica.

Los robots móviles autónomos, son máquinas capaces de desplazarse por sí mismas, y generalmente capaces de poder adaptarse ante condiciones espaciales modificadas, sin necesidad de intervención humana. Para realizar de manera eficiente sus tareas, un robot debe alcanzar su objetivo pese a las perturbaciones inesperadas en el entorno a lo largo de la ejecución de su tarea.

Para lograr sus objetivos, los robots móviles generalmente requieren de: sensores que midan variables internas y externas, un software dotado de inteligencia artificial, para la toma de decisiones y el uso de planos digitales para la navegación. Con dichos dispositivos, los robots pueden viajar por diversas rutas en espacios semi-controlados, las cuales son calculadas en función de la percepción del entorno del robot [1] [2]. Los robots móviles autónomos, pueden ser utilizados en una amplia variedad de aplicaciones, incluyendo la exploración de entornos peligrosos, la realización de tareas de vigilancia y seguridad, así como en la entrega de paquetes.

Los desarrollos de la robótica móvil han demostrado ser exitosos en la diferentes aplicaciones de la vida diaria. Algunos ejemplos incluyen:

1. Robots de exploración: los robots móviles autónomos han sido utilizados en la exploración de entornos peligrosos, como minas, refinerías y zonas de desastres naturales. Estos robots son capaces de entrar en lugares donde es peligroso para los humanos y pueden realizar tareas de monitoreo y medición [3].
2. Robots de limpieza: los robots de limpieza autónomos son cada vez más populares en hogares y oficinas. Estos robots realizan tareas como aspirar, barrer y trapear de forma autónoma, esto les permite a las personas tener sus espacios de trabajo limpio sin prácticamente necesidad de intervención humana [4].
3. Robots de vigilancia: los robots de vigilancia autónomos son utilizados en lugares, como aeropuertos, estaciones de tren y edificios públicos. Estos robots son capaces de detectar y alertar posibles amenazas y además, pueden ser programados para seguir rutas específicas [5].
4. Robots de entrega: Hoy en día, existen varias empresas que han desarrollado robots móviles autónomos para entregar paquetes en las puertas de las casas de

las personas. Estos robots son capaces de moverse de forma autónoma en el mundo real y entregar paquetes de cierto tamaño a su destino [6] [7].

Uno de los desafíos que poseen los robots de la actualidad, es aprender habilidades de manipulación entre diferentes objetos. Los robots manipuladores son robots diseñados para interactuar con el mundo físico y realizar tareas útiles a través de la manipulación de objetos. Estos robots suelen tener un brazo o varios brazos mecánicos que pueden moverse de manera precisa y controlada para agarrar, mover y colocar objetos de manera efectiva.

Los robots manipuladores suelen tener varios grados de libertad, lo que significa que pueden moverse y girar en diferentes direcciones y ángulos. Esto les permite realizar una amplia gama de movimientos y adaptarse a diferentes tareas de manipulación. Los robots manipuladores pueden controlarse manualmente o pueden poseer algoritmos de inteligencia artificial y realizar tareas de forma autónoma. Además, los robots pueden ser más eficientes que los seres humanos en ciertas tareas repetitivas y peligrosas.

Para realizar tareas en entornos cotidianos, los robots móviles autónomos, deben de tener la capacidad de adaptar sus acciones para una amplia gama de diferentes objetos [8]. La manipulación robótica de objetos, se ha desarrollado en diferentes sectores de aplicación e investigación. Un ejemplo de ello, es la creación de asistentes para trasladar objetos en ambientes como: industrias, oficinas, restaurantes u hoteles. Facilitando así, la realización de tareas sencillas de manipulación a las personas involucradas en estos entornos.

Sin embargo, todavía existen desafíos en el diseño y la construcción de robots que puedan realizar de forma autónoma un conjunto de tareas de manipulación en entornos humanos. Esto se debe principalmente a que la manipulación de objetos requiere una gran habilidad y una comprensión del mundo físico y de cómo interactúan los objetos con el entorno. Esto es especialmente difícil de lograr en entornos humanos, donde hay mucha variabilidad y cambio constante. Por lo tanto, se requieren avances adicionales en el campo de la percepción, el aprendizaje y la planificación para poder crear robots que puedan realizar tareas de manipulación de forma autónoma y eficiente en entornos humanos [9].

Los seres humanos utilizan acciones de palpación sencillas para desarrollar intuición sobre el comportamiento físico de objetos comunes. La palpación se refiere al acto de tocar o sentir un objeto con las manos o los dedos para obtener información sobre sus propiedades o características. A través de la palpación, a menudo se puede tener una idea de la forma, el tamaño, la textura, así como de otras propiedades físicas de un objeto. Las acciones de palpación sencillas, como recoger y manipular un objeto, nos ayudan a desarrollar una comprensión de cómo se comporta un objeto en diferentes condiciones. Por ejemplo, podemos observar cómo se siente un objeto cuando lo sostenemos, cómo se mueve cuando lo lanzamos o rodamos, o cómo reacciona cuando se le somete a diferentes fuerzas o impactos. Esta comprensión intuitiva del comportamiento físico de un objeto puede ser útil en una variedad de situaciones, como cuando

necesitamos predecir cómo se comportará un objeto para interactuar con él de manera efectiva [10].

En los últimos años, la tecnología de robots domésticos ha avanzado significativamente, permitiendo a estos dispositivos realizar una amplia variedad de tareas domésticas, tales como poner platos en el lavavajillas [11], doblar y planchar ropa [12] y limpiar superficies [13]. En el mercado actual, hay una gran cantidad de modelos de robots domésticos disponibles, cada uno con diferentes capacidades y funcionalidades. Algunos robots tienen una gran eficiencia en la limpieza y pueden ser programados para barrer y aspirar automáticamente el suelo. Otros robots pueden cocinar y preparar comidas siguiendo una receta específica. Con el tiempo, se espera que se desarrollen más robots domésticos que tengan una mayor capacidad de interacción con el mundo exterior y puedan realizar una amplia gama de tareas domésticas.

No obstante, aunque los robots han avanzado mucho en su capacidad para realizar tareas domésticas, aún tienen dificultades para llevar a cabo tareas que involucren líquidos como servir un vaso de agua. Resolver tales tareas requiere la integración de diferentes tipos de información sensorial y un control preciso de los movimientos del robot, además de detección del nivel de líquido durante el proceso de vertido [14]. El vertido es una de las tareas más comunes realizadas en la vida diaria de las personas, especialmente en la preparación de alimentos [15].

En escenarios de cocina, verter líquidos es la acción ejecutada con mayor frecuencia, esto se debe a que, es una acción necesaria en la preparación de muchos alimentos y bebidas. Por ejemplo, se puede necesitar verter líquidos para mezclar ingredientes, para agregar salsas o aderezos a los alimentos, o para servir bebidas. Aunque el vertido de líquidos puede parecer una tarea sencilla, en realidad requiere una buena habilidad y control para evitar derrames. Adicionalmente puede ser una tarea difícil debido a la gran variedad de recipientes y materiales que se encuentran en la cocina [16].

Es cierto que los humanos son capaces de verter líquidos con precisión y de forma natural, pero esta tarea puede ser más complicada para los robots. Esto se debe a que los robots carecen de la percepción y el control precisos, además de los procesos de aprendizaje que tienen los humanos. Por ejemplo, las personas para verter líquidos, suelen apoyarse en el uso de ciertos recipientes especiales como tazas o vasos para medir una cantidad específica de líquido. Además, las personas tienden a utilizar medidas subjetivas y vagas, a menudo empleando frases como: “sírvenme media taza de café” o “solo un poco, por favor”. Esto se debe en gran parte al hecho que, por un lado, las personas pueden hacer frente a los errores del lenguaje y, por otro lado, tienen la habilidad suficiente para aprender rápidamente a realizar acciones con fluidez. Asimismo, las personas tienen la capacidad de aprender por imitación y a partir de la experiencia, lo que nos permite mejorar nuestras habilidades y técnicas de forma rápida. Por si fuera poco, una persona sin realizar cálculos detallados, puede predecir ciertas propiedades del líquido y verter el volumen deseado [14] [17].

Para los humanos el proceso de vertido de líquidos puede parecer una tarea sencilla y cotidiana, pero en realidad implica una serie de procesos y acciones que deben seguirse de manera cuidadosa para garantizar que el vertido se realice de manera precisa y segura. Aunque muchas veces realizamos esta tarea de manera natural y automática, es importante prestar atención a cada uno de los pasos involucrados en el proceso para evitar derrames o accidentes.

Para realizar un vertido de líquidos eficiente, es necesario seguir una serie de pasos:

1. Selección del recipiente: es importante seleccionar un recipiente adecuado en términos de tamaño y forma para el tipo de líquido que se va a verter.
2. Agarre del recipiente: es necesario agarrar el recipiente de manera segura y estable, evitando agarrarlo por el borde para evitar derrames.
3. Posicionamiento del recipiente: el recipiente debe colocarse a una altura adecuada para el vertido, evitando colocarlo muy alto o muy bajo.
4. Vertido del líquido: una vez que el recipiente está en su posición adecuada, se procede a verter el líquido de manera controlada para evitar derrames.
5. Colocación del recipiente: una vez finalizado el vertido, es necesario colocar el recipiente en su lugar de almacenamiento o en la ubicación deseada.

Como se puede observar, el proceso de vertido de líquidos requiere una serie de acciones y procesos que deben seguirse de manera secuencial para garantizar un vertido preciso y seguro.

Sin embargo, esta habilidad se vuelve particularmente desafiante para los robots cuando la aplicación debe ser precisa, rápida y adaptable a diferentes configuraciones y condiciones. El vertido de líquidos no es una tarea fácil y se ve afectado por muchos factores, incluidas las propiedades del material, la geometría del recipiente fuente y receptor y el manejo del recipiente fuente [14].

Al igual que los humanos, los robots pueden mejorar sus habilidades y técnicas a través de la experiencia y la repetición de tareas. Algunos enfoques para la solución de este problema incluyen el uso de sensores para medir el volumen y la viscosidad del líquido, controlar la velocidad y la fuerza de la manipulación. Adicionalmente utilizan modelos físicos para predecir el comportamiento del líquido y adaptar la manipulación en consecuencia. Así mismo, es útil utilizar algoritmos de aprendizaje por refuerzo para permitir al robot aprender a través de la experimentación y la retroalimentación de su desempeño.

Es cierto que el vertido robótico ha sido estudiado utilizando una variedad de modalidades sensoriales, como la visión, el audio y la háptica. La visión ha demostrado ser una forma efectiva de abordar la tarea de vertido, pero puede ser complicada por la variabilidad de los escenarios y condiciones del mundo real como la opacidad de los

recipientes, el cambio de color del líquido, la iluminación y la perspectiva de la cámara [14] [18]. Los sensores de fuerza también pueden ser útiles para medir el peso del líquido vertido, pero esto requiere instrumentación especializada que no siempre está disponible. En el caso de un robot móvil de servicio, es importante considerar un enfoque que no dependa de la instrumentación especializada, de forma que este pueda realizar la tarea de vertido de manera efectiva en cualquier entorno [19]. En el futuro, es probable que veamos a los robots cada vez más involucrados en tareas de manipulación sin la necesidad de supervisión humana. Esto se debe a la constante evolución de la tecnología, especialmente en el campo de la inteligencia artificial y la robótica, que ha permitido el desarrollo de algoritmos de control y planificación cada vez más avanzados.

En este trabajo se presenta un modelo para controlar el proceso de vertido de un líquido de un contenedor a otro. Se utiliza la geometría de un contenedor regular convencional para lograr un control preciso del movimiento de vertido. El objetivo principal es poder verter una cantidad específica de líquido sin derrames [20]. El objetivo final es lograr un vertido suave y controlado, minimizando la posibilidad de derrames durante el proceso de vertido.

1.1. Justificación

La aplicación de modelos de control para tareas de manejo de contenedores con líquidos ha sido estudiada desde varios campos de la inteligencia artificial, siendo uno de ellos la robótica. La importancia de encontrar una solución a un problema de manipulación de líquidos radica en sus posibles aplicaciones [17]. Algunos ejemplos de estas son:

- Robots de servicio en restaurantes, hoteles y bares, capaces de servir bebidas de forma autónoma.
- Robots de limpieza y mantenimiento, que puedan verter productos de limpieza y desinfectantes de forma precisa y sin riesgo para los humanos.
- Robots de laboratorio, que puedan manipular líquidos químicos y realizar tareas de mezclado.

Uno de los mayores desafíos en el desarrollo de un sistema de manipulación de líquidos para un robot es garantizar que el robot pueda verter líquidos con precisión y de manera controlada. Para tratar con este problema se requiere considerar una combinación de factores tales como:

1. Control de movimientos: el robot debe ser capaz de moverse y manipular el recipiente con precisión y estabilidad para evitar derrames.

2. Diseño del contenedor: un método de control basado en el recipiente o envase que se utilice para verter el líquido, resulta ser un factor importante por las propiedades geométricas que adquiere el líquido cuando el recipiente comienza a inclinarse en un ángulo determinado θ .
3. Modelado y simulación: el mayor desafío de verter líquidos de un recipiente a otro, es modelar el movimiento del fluido, tomando en cuenta las restricciones dinámicas sobre la deformación del líquido. Estas dificultades están relacionadas con la necesidad de resolver la ecuación diferencial parcial no lineal de diferenciales Navier-Stokes para el modelado preciso de fluidos, lo que significa desafíos computacionales [21].

Conseguir que un robot sea capaz de verter líquidos con precisión y de manera controlada es un desafío que requiere un modelado de los diferentes elementos del sistema. En este trabajo, el objetivo principal para verter líquido de un recipiente a otro, es controlar el volumen que sale del recipiente, a través del estudio de la geometría del contenedor. La geometría del contenedor puede tener un gran impacto en la forma en que el líquido se vierte de él. Por ejemplo, el ancho y la forma del cuello de una botella o contenedor pueden afectar la tasa a la que el líquido fluye al salir del contenedor. Además, la inclinación del contenedor también puede afectar la forma en que el líquido se vierte.

1.2. Planteamiento del problema

Se propone un método de control que utiliza las características geométricas de un recipiente cilíndrico regular para controlar el vertido de líquidos. Este método es útil cuando la viscosidad y densidad del líquido pueden variar entre pruebas y se conoce a priori. Para verter el líquido, el robot inclina el recipiente desde un ángulo inicial θ_i hasta un ángulo final θ_f . Durante este proceso, se mantiene un control preciso del ángulo de inclinación para asegurar un vertido consistente y preciso del líquido. Este método permite realizar el vertido de forma autónoma y adaptarse a diferentes condiciones de viscosidad y densidad del líquido (ver Fig.1.1).

1.3. Pregunta de investigación

¿Es un modelo de control inteligente basado en la geometría del recipiente suficiente para lograr un control preciso y consistente del volumen de salida del líquido al verter una cantidad determinada en un contenedor?

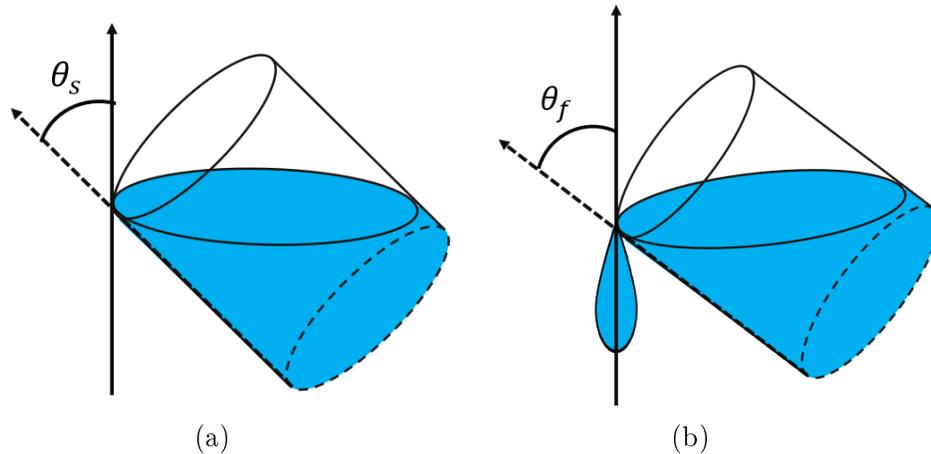


Figura 1.1: a) Ángulo θ_s , donde se comienza a verter el líquido . b) Ángulo θ_f , donde se termina de verter el líquido.

1.4. Hipótesis

La implementación de un modelo de control inteligente basado en la geometría del recipiente, es suficiente para controlar el volumen de salida del líquido a fin de verter cantidades diversas de líquidos diferentes.

1.4.1. Objetivo general

Implementar un control inteligente basado en la geometría del recipiente para verter cantidades específicas de líquido.

1.4.2. Objetivos específicos

1. Analizar la literatura actual para evaluar los distintos métodos de control inteligente utilizados en el vertido automático de líquidos.
2. Diseñar una metodología de control basada en la geometría del recipiente, que permita adaptarse a diferentes condiciones de viscosidad y densidad del líquido.
3. Implementar un método de controle que permita al robot verter el líquido sin generar perturbaciones en el líquido (Proyecto HAW).
4. Evaluar y ajustar los parámetros del método de control para mejorar su eficiencia y precisión.
5. Analizar los resultados y redactar el documento.

1.5. Alcances y limitaciones

Para implementar un modelo de control inteligente basado en la geometría de un contenedor, es necesario considerar los siguientes tres factores:

1. La dinámica del fluido: se considera un flujo laminar y se conoce previamente el tipo de líquido en cada prueba.
2. La geometría del contenedor: se considera un contenedor de base cilíndrica.
3. Movimiento del contenedor: cuando se vierte el fluido, sólo se considera el movimiento rotacional.

Para implementar un modelo de control inteligente que tenga en cuenta estos factores, es posible que sea necesario recurrir a técnicas de simulación numérica. También podría ser necesario medir y monitoriar la rotación del contenedor en tiempo real para ajustar el modelo de control de manera adecuada.

Este trabajo se divide en varias partes para abordar de manera sistemática el problema del vertido de líquidos desde el punto de vista de la Inteligencia Artificial. En el capítulo 2, se revisarán los trabajos previos realizados en esta área y se explorarán las aplicaciones más relevantes. En el 3, se detallarán las propiedades fundamentales de los fluidos, proporcionando así una base sólida para comprender su comportamiento en el contexto del vertido. A continuación, en el capítulo 4, se presentará la propuesta de control basada en un modelo geométrico. Posteriormente, en el capítulo 5, se empleará dicho modelo geométrico mediante el uso de técnicas de aprendizaje por refuerzo, describiendo el algoritmo de implementación utilizado y se presentan los resultados tras la implementación de la red DDQL. Posteriormente, en el capítulo 6, se describe una propuesta alternativa para un implementación de un control utilizando un robot UR5. En el capítulo 7, se presentarán los resultados obtenidos de la propuesta alternativa y se destacarán los hallazgos más importantes. Finalmente, en el cuarto capítulo 8, se presentarán las conclusiones finales y se sugerirán algunas líneas de trabajo futuro.

Capítulo 2

Trabajos relacionados

En esta sección, el objetivo es examinar y analizar la literatura existente sobre el uso de robots para el vertido de líquidos, destacando las principales contribuciones de expertos en el tema desde diversas áreas de la inteligencia artificial. Además, se explorarán distintos enfoques y métodos para abordar este problema, estableciendo los antecedentes necesarios para comprender las soluciones propuestas. La meta es brindar una visión y actualizada del uso de robots para el vertido de líquidos, considerando tanto sus limitaciones como sus posibles aplicaciones futuras.

La planificación de trayectorias es una técnica utilizada para determinar el camino óptimo que debe seguir un robot para realizar una tarea específica [1]. En el caso de la transferencia de recipientes llenos de líquido, es especialmente importante que el robot siga una trayectoria que evite movimientos bruscos o vibraciones, ya que estos podrían provocar salpicaduras del líquido, lo que podría dificultar la tarea o incluso causar derrames. Por ello, la planificación de trayectorias juega un papel fundamental en la realización de tareas de transferencia de recipientes llenos de líquido de manera precisa y segura.

En [22], los autores presentan el desarrollo de un sistema que combina la planificación de trayectorias y la supresión de “salpicaduras” para permitir a un brazo robótico realizar tareas de transferencia de recipientes llenos de líquido de manera precisa y segura. Este sistema está diseñado para ser utilizado en el contexto de la manipulación de objetos en tres dimensiones, lo que permite al robot transferir recipientes llenos de líquido a diferentes alturas y a diferentes puntos en el espacio. El sistema incluye un algoritmo de planificación de trayectorias que le permite al robot determinar la trayectoria óptima para la tarea, evitando movimientos bruscos o vibraciones que puedan provocar derrames. Además, el sistema incluye un algoritmo de supresión que actúa durante el transporte para minimizar el movimiento oscilante del líquido en el recipiente, garantizando una tarea de transferencia segura y precisa. Las pruebas se realizaron

diferentes tipos de recipientes y líquidos, mostrando que el sistema es capaz de realizar tareas de transferencia de recipientes llenos de líquido con una tasa de error muy baja.

Es importante tener en cuenta que la manipulación de líquidos puede ser una tarea compleja debido a las propiedades físicas de los líquido. Algunos de los factores que deben tenerse en cuenta al tratar de controlar el vertido de líquidos son el peso y el volumen del líquido, la viscosidad del líquido, la forma y el tamaño del recipiente, y la aceleración debida a la gravedad. Todos estos factores pueden afectar la forma en que el líquido se vierte y la facilidad o dificultad de controlar el proceso. Además, es importante destacar que el conocimiento de las propiedades físicas de los líquidos es esencial para poder controlar el vertido de manera efectiva. Por ejemplo, la viscosidad del líquido puede afectar la forma en que el líquido fluye y, por tanto, su comportamiento durante el vertido. Por otro lado, la forma y el tamaño del recipiente también pueden influir en la forma en que el líquido se vierte y en la facilidad o dificultad de controlar el proceso. Por último, la aceleración debida a la gravedad, esto es porque cuanto mayor sea la inclinación del recipiente, mayor será la aceleración del líquido durante el vertido. Esto se debe a que la fuerza gravitatoria actúa sobre el líquido en dirección a la base del recipiente, y cuanto mayor sea la inclinación, mayor será la componente de la fuerza gravitatoria en dirección a la base y, por tanto, mayor será la aceleración del líquido [17].

Zheron, Park y Manocha [17], presentan un algoritmo para calcular una trayectoria libre de colisiones para un robot manipulador cuyo objetivo es transferir líquido de un recipiente a otro. Su planteamiento utiliza un modelo simplificado de hidrodinámica, que evita la solución computacionalmente costosa de las ecuaciones de Navier-Stokes. Para resolver el problema de planificación que maneja las restricciones del robot y el cuerpo del fluido, utilizan la noción de un espacio de parámetros aumentado: $C \times L$. Donde C es el espacio de configuración de la cinemática del robot y en el cual cada punto $q \in C$ consta de todas las variables conjuntas que caracterizan la posición de cada eslabón rígido. Mientras L es el conjunto de parámetros que representa el estado de la dinámica de un fluido: cada punto $p \in L$ consiste en todas las variables que caracterizan la posición, así como la velocidad del fluido. Para plantear el modelo formulan primeramente un conjunto de parámetros. La dimensión de L se reduce drásticamente a solo dos dimensiones en su modelo. Los componentes de $p \in L$ son:

$$p = \begin{pmatrix} vol \\ v^{out} \end{pmatrix}$$

donde vol es el volumen dentro del contenedor y v^{out} (ver Figura 2.1) es la magnitud de la velocidad que representa el flujo de salida. Demuestran el desempeño de su robot del robot planificador en diferentes puntos de referencia correspondientes a varios obstáculos y contenedores de diferentes formas, utilizando dos aproximaciones: la primera se basa en la ecuación de Bernoulli, mientras que la segunda se basa en la dinámica de un cuerpo rígido simple. Además, se evalúa la precisión de la planificación del movimiento utilizando un sistema preciso, que fue la simulación de fluidos de Navier-Stokes [21].

De esta forma, se puede verificar el rendimiento del robot planificador en diferentes condiciones y evaluar su capacidad para controlar el vertido de líquidos en situaciones reales.

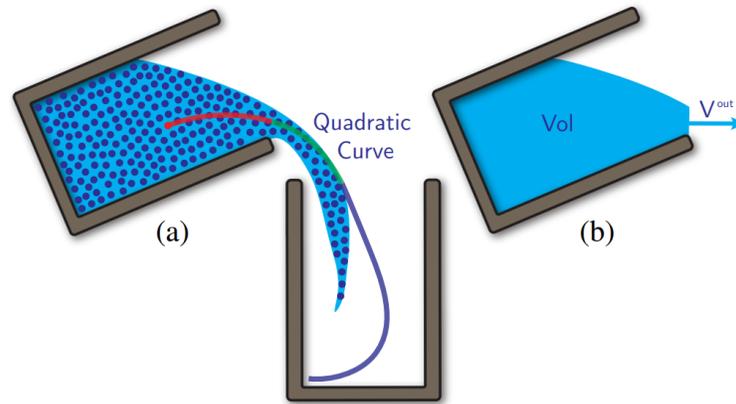


Figura 2.1: Representación del fluido. Durante la primera etapa (curva en color rojo) la partícula del líquido se encuentra dentro del recipiente. Durante la etapa de caída (curva en color verde), la partícula del líquido sale del recipiente y sigue una curva cuadrática C . Finalmente, la etapa objetivo (curva en color azul) comienza cuando la partícula cae en el recipiente [17].

Scheck y Fox [23] presentan una red neuronal denominada SPNet (Summation-Product Network, por sus siglas en inglés), que es capaz de aprender y predecir la dinámica de fluidos de manera diferenciable, es decir, permitiendo el uso del método del gradiente para optimizar los pesos de la red y mejorar sus predicciones. Esta red se basa en la representación de las leyes de conservación de la masa, el momento y la energía en términos de operaciones matemáticas (suma y producto), lo que permite su implementación en una red neuronal. Los autores demuestran la efectividad de la SPNet en tareas de simulación de fluidos en dos escenarios: la propagación de ondas en un fluido ideal y la simulación de flujo en un canal con obstáculos. En ambos casos, la SPNet se comparó con un modelo basado en la ecuación de Navier-Stokes (una ecuación fundamental en la dinámica de fluidos) y se demostró que la SPNet es capaz de predecir la dinámica de fluidos de manera más precisa y con un menor costo computacional. Sus principales contribuciones fueron: un modelo de dinámica de fluidos que puede interactuar directamente con redes neuronales y es completamente diferenciable, un método para aprender parámetros de datos de fluidos utilizando este modelo y un método para manipular líquidos especificando su estado objetivo en lugar de a través de funciones auxiliares, utilizando este modelo.

Las investigaciones sobre el vertido de líquidos han permitido desarrollar técnicas y estrategias que mejoran la habilidad de los seres humanos y robots para realizar esta tarea de manera efectiva [24] [18]. Por ejemplo, en [25], los autores presentan un método basado en la detección de vibraciones de audio para estimar el nivel de líquido en

un recipiente durante el proceso de vertido. El método se realizó colocando un sensor de audio en el recipiente que contiene el líquido. Cuando el líquido es vertido de un recipiente a otro, las vibraciones de audio generadas por el flujo del líquido son detectadas por el sensor. Estas vibraciones son analizadas por un algoritmo de procesamiento de señales llamado PouringNet [25], el cual permite estimar el nivel de líquido en el recipiente. Se realizaron varias evaluaciones de PouringNet utilizando un conjunto de datos y hardware robótico. Los resultados muestran que PouringNet se generaliza bien en diferentes contenedores de líquidos, posiciones del receptor de audio, alturas y tipos de líquido y se sugiere que podría ser utilizado en otras aplicaciones que involucren la medición de niveles de líquidos.

Similarmente, en [26], los autores presentan un método para realizar el vertido de manera controlada. El método combina la detección de sonido y el uso de sensores táctiles también conocidos como *hápticos* para ajustar la fuerza y la velocidad del robot de manera que el flujo del líquido sea el adecuado. Para llevar a cabo el método, se coloca un sensor de audio en el recipiente que contiene el líquido. Cuando el líquido es vertido de un recipiente a otro, las vibraciones de audio generadas por el flujo del líquido son detectadas por el sensor. Además, se utilizan sensores táctiles en el robot UR5 para detectar la fuerza y el torque aplicados durante el vertido. Esta información es utilizada por un algoritmo de control para ajustar la velocidad y la aceleración del robot de manera precisa. Los resultados muestran que el método es preciso, además de robusto y resistente a perturbaciones externas, como el movimiento del recipiente o el cambio de la viscosidad del líquido.

La manipulación de líquidos es una tarea comúnmente realizada por robots en muchos sectores, incluyendo la industria alimentaria y la industria de la cerveza. En los bares y restaurantes, por ejemplo, los robots pueden utilizarse para servir cerveza en una copa o en un vaso. El objetivo es lograr que el líquido se vierta suavemente y sin salpicaduras, y que se forme una espuma suave y consistente en la superficie. Para conseguir esto, es necesario tener en cuenta algunos factores que pueden afectar el vertido de la cerveza, como la cantidad y el tipo de gas presente en la cerveza, la temperatura del líquido, la forma y tamaño de la copa o el vaso y la forma en que se sostiene el recipiente durante el vertido. Además, la manipulación de líquidos en los bares y restaurantes también puede incluir tareas como servir bebidas no alcohólicas, mezclar cócteles y preparar bebidas calientes. En [27], se propone un vertido robótico con el objetivo de controlar la vibración del líquido, particularmente, la relación cerveza-espuma durante el vertido de cerveza. El método de medición propuesto es basado en un sistema de visión que puede capturar imágenes a altas velocidades y proporcionar retroalimentación visual al robot en tiempo real. El sistema de vertido de robot que puede controlar la proporción de cerveza y espuma durante el vertido con un error inferior al 5% durante el vertido. Los experimentos se llevaron a cabo con distintos tipos de recipiente y cerveza. En la figura 2.2, se puede observar el esquema de control el cual consta de los siguientes puntos:

1. Vertido: los humanos no deben cambiar al robot deliberadamente las condiciones

de vertido como la posición y velocidad del vertido.

2. Retroalimentación visual: se utiliza una cámara de alta velocidad para medir la relación cerveza-espuma como señal de retroalimentación.
3. Recepción: un robot que sujeta un vaso se encarga de la recepción. El robot ajusta la posición del vaso para controlar la proporción de espuma de cerveza basándose en la señal visual de respuesta.

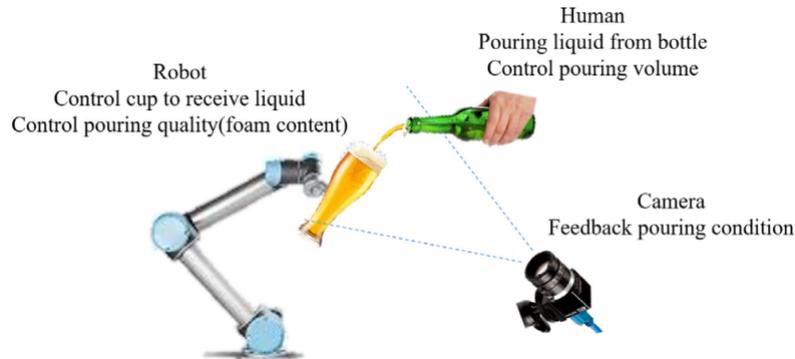


Figura 2.2: Esquema del sistema [27].

Burgard y Do en [18] utilizan una cámara RGB-D en el robot para monitorear el nivel del líquido durante el vertido. Una cámara RGB-D es una herramienta de visión artificial que combina dos tipos de sensores para proporcionar información tridimensional de un objeto o escena. Esto es posible gracias al uso de un sensor de imagen tradicional, que captura información de color y luminosidad, y un sensor de profundidad, que mide la distancia a los objetos en la escena. La combinación de ambas fuentes de información permite al robot determinar no solo la forma y el tamaño de los objetos, sino también su distancia y posición en el espacio. Esta información es esencial para que el robot pueda realizar tareas de manipulación y vertido precisas, ya que le permite determinar cómo agarrar y mover objetos de manera segura y con precisión. Las imágenes obtenidas son analizadas por un algoritmo de procesamiento de imagen que permite estimar la cantidad de líquido vertida y ajustar la velocidad y el ángulo del robot de manera precisa. El sistema de control de vertido incluye un algoritmo de procesamiento de imágenes que le permite al robot analizar las imágenes obtenidas por la cámara RGB-D y determinar la posición y el nivel del líquido en el recipiente. Con esta información, el robot puede calcular la cantidad de líquido necesaria para llenar el recipiente hasta el nivel deseado mientras va ajustando la cantidad de líquido que se debe verter. Los autores evalúan su sistema en una variedad de líquidos y condiciones, realizando más de 250 vaciados con un robot PR2. Los resultados muestran que su técnica puede verter el líquido a la altura deseada con una precisión de unos pocos milímetros.

Otro ejemplo es el trabajo de Yamaguchi¹ y Atkeson [24], quienes utilizan la visión estereoscópica para reconocer el flujo de líquidos como puntos 3D (nube de puntos). La visión estereoscópica es una técnica de visión artificial que utiliza dos cámaras o

sensores para obtener una imagen tridimensional de un objeto o escena. El trabajo describe el desarrollo de un sistema de visión estereoscópica para un robot que se utiliza para verter líquidos y partículas en recipientes de diferentes formas y tamaños. El sistema incluye una cámara estereoscópica y un algoritmo de procesamiento de imágenes que permite al robot determinar la posición y el nivel del líquido o la partícula en el recipiente. Gracias a ello, el robot puede controlar la velocidad y el ángulo del robot de manera precisa. El experimento se probó para diversos materiales, como : agua, coca-cola, jalea, líquido para lavar platos y crema en polvo. Los resultados mostraron que el método podía detectar puntos de flujo 3D y además capturaba el fenómeno de flujo real.

La estimación del estado de líquidos transparentes es un problema complejo. Esto se debe a que la luz pasa a través del líquido y no es reflejada de manera correcta, lo que dificulta su detección. La segmentación de líquidos es un problema importante en la robótica de vertido, ya que permite a los robots determinar la cantidad y la ubicación de los líquidos en un recipiente. Esto es especialmente relevante en el vertido de líquidos transparentes, ya que estos son difíciles de detectar y medir utilizando técnicas convencionales. En [28], se propone una técnica de segmentación para líquidos transparentes como el agua. La segmentación se realiza a partir de una imagen RGB y una red neuronal de aprendizaje profundo. En primer lugar, se recopila un conjunto de datos de líquido coloreado y otro (no emparejado) de líquido transparente. A continuación, se utiliza un método de traducción de imágenes para aprender a traducir una imagen de líquido coloreado a una imagen de líquido transparente generada sintéticamente, idéntica a la imagen de entrada, con la diferencia de que ahora el líquido es transparente. Posteriormente, se utiliza la sustracción de fondo para encontrar los píxeles de líquido coloreado en el conjunto de datos. Se toma la segmentación del líquido coloreado como una etiqueta real para el líquido transparente generado sintéticamente. Después, se entrena una red para segmentar el líquido transparente. La red neuronal es capaz de traducir imágenes de líquidos coloreados en imágenes de líquidos transparentes generadas sintéticamente, entrenadas únicamente en un conjunto de datos no emparejados de imágenes de líquidos coloreados y transparentes. Las etiquetas de segmentación de los líquidos coloreados se obtienen automáticamente de fondo. Los experimentos se llevaron a cabo con el brazo robótico Franka-Emika Panda de 7 grados de libertad. Demostraron que el método puede predecir con exactitud una máscara de segmentación para líquidos transparentes sin necesidad de anotaciones manuales. Y además demostraron la segmentación de líquidos transparentes en una tarea de vertido que controla el vertido percibiendo la altura del líquido en un vaso transparente.

Para verter la cantidad exacta de líquido, es importante saber cuándo dejar de verter. Lo cual es muy importante por ejemplo, para tareas de vertido controlado, como llenar vasos o mezclar soluciones químicas. En tales casos, el proceso de vertido debe controlarse cuidadosamente para garantizar la precisión y la calidad del producto final. Schenk y Fox [14] desarrollaron un método para verter volúmenes fijos de líquido y estudiaron que el vertido se puede realizar con un control simple y una buena retroalimentación en tiempo real. Para proporcionar una estimación en tiempo real de la cantidad de líquido vertido hasta ese momento, desarrollaron una estructura de red

profunda que primero detecta la presencia de agua en píxeles individuales de videos en color y luego estima el volumen basado en detecciones de la altura del líquido en el vaso receptor. El robot controla el ángulo de la muñeca y por lo tanto, controla directamente el ángulo del contenedor fuente. Usan un controlador PID modificado para controlar el vertido. Primero, el robot inclina el contenedor en un ángulo predeterminado y luego comienza a ejecutar el controlador PID usando la diferencia entre el volumen objetivo y el volumen actual en el objetivo contenedor como su señal de error. La señal de error se utiliza para ajustar el ángulo y la velocidad de la articulación de la muñeca. Cuando se alcanza el volumen objetivo, el robot detiene el controlador PID y lo gira hasta que el contenedor de origen vuelve a estar en vertical.

En el campo del vertido automático de líquidos, se ha investigado principalmente en técnicas de visualización para detectar y medir los líquidos. Sin embargo, estas técnicas presentan limitaciones cuando se trata de líquidos oscuros o cuando el recipiente está cerrado, lo que dificulta su aplicación en algunas situaciones. Por ello, es importante explorar otras soluciones que permitan superar estas limitaciones y ofrecer una mayor precisión y eficiencia en el vertido automático de líquidos. En el trabajo presentado en [29], se propone un método innovador para el vertido automático de líquidos que utiliza sensores hápticos para detectar y comprender las propiedades de los líquidos en recipientes cerrados o de color oscuro. El método se basa en cómo los humanos utilizan la percepción háptica, o el tacto, para percibir y comprender las propiedades de los líquidos. Para ello, el robot realiza una serie de movimientos de inclinación con el recipiente y observa los giros inducidos en la muñeca del manipulador mientras el centro de masa del líquido se desplaza. Los resultados demostraron que es posible predecir la viscosidad de los líquidos y obtener estimaciones precisas de su masa y volumen en recipientes cilíndricos utilizando señales táctiles y modelos basados en la física. En resumen, este método ofrece una solución viable para el vertido automático de líquidos en situaciones en las que el uso de técnicas de visualización no es posible.

A menudo, las personas utilizan tanto la sensación táctil como la propioceptiva para evaluar el nivel de líquido en un recipiente y controlar la velocidad del vertido. En [19] se presenta un método que se centra en el uso de la sensación táctil y propioceptiva para mejorar la precisión del vertido de líquidos de un brazo robótico Kinova Gen3 de 7 grados de libertad con una pinza Robotiq 2F-85 como manipulador. Los dedos originales de la pinza son sustituidos por dos soportes diseñados sensores táctiles BioTac. Una ejecución de vertido comienza con el robot en su posición de reposo pre-determinada. Utilizando puntos de referencia pre-programados y la posición de agarre, el robot agarra el recipiente de origen, lo levanta y lo desplaza hasta el punto de vertido y lo mueve a la posición de vertido sobre el recipiente receptor. En este punto, un controlador de vertido PID simple toma el control y utiliza el cambio medido en el peso del recipiente para supervisar el vertido. El movimiento de vertido comienza utilizando únicamente la muñeca del robot, mientras el resto del brazo mantiene la posición. Una vez que el controlador de vertido determina que se ha alcanzado el peso objetivo, la muñeca vuelve a girar hasta la posición inicial con el recipiente fuente en posición vertical. Por último, el recipiente fuente vuelve a su lugar para la siguiente prueba. Se

entrenaron tres estimadores a partir de datos que regresan el peso vertido del recipiente de origen y demostraron que se puede verter con precisión a una media de $10ml$ del objetivo con la suficiente robustez para verter en ubicaciones nuevas y con diferentes agarres del recipiente de origen.

Las primitivas de movimiento dinámico (DMP, por sus siglas en inglés) son un tipo de sistema de control de movimiento que se utiliza para controlar sistemas robóticos y permitirles realizar tareas complejas. El formalismo DMP se utiliza para describir movimientos orientados a un objetivo e incluye dinámicas de segundo orden hacia un punto definido, conocido como punto meta g , y varios parámetros ajustables que se utilizan para obtener la forma deseada de la trayectoria. DMP se basa en la idea de que un movimiento se puede representar como una combinación de movimientos básicos, llamados funciones base, que se combinan de manera lineal para formar el movimiento final [30]. Cada función base corresponde a una dimensión diferente del movimiento, como la posición, la velocidad o la aceleración. Gracias a estos parámetros ajustables, es posible afinar la forma de la trayectoria para que se ajuste a la tarea deseada.

Los DMPs se han utilizado ampliamente en robótica y sistemas de control para permitir que los robots realicen una gran variedad de tareas, como alcanzar, agarrar y manipular objetos. En [31], resuelven la tarea de aprendizaje de vaciado de líquidos en simulaciones y con un brazo robótico Pa10. Se utilizaron dos enfoques diferentes de aprendizaje por refuerzo: el primero basado en funciones de valor, donde para cada estado el valor se determina mediante el aprendizaje. El segundo método es la búsqueda directa de políticas, en los que no se guarda información sobre los valores de los estados, sino que se introduce directamente la parametrización de las acciones. A lo largo del aprendizaje, los parámetros se ajustan para optimizar el comportamiento deseado. Combinando ambas técnicas, la aproximación a la función de valor se utiliza para el aprendizaje de objetivos y la aproximación a la función de valor se utiliza para el aprendizaje de acciones. El aprendizaje comienza desde cero, es decir, el aprendizaje inicializado es por demostración humana, así como para la modificación de la herramienta para la búsqueda de políticas. Aprender a verter líquido en un vaso se consiguió en un promedio de 8 a 32 pruebas, lo que supone un buen resultado para una aplicación robótica que incluye un aprendizaje complejo. El re-aprendizaje (con una botella diferente) o la re-calibración tras una demostración humana requirieron entre 8 y 16 pruebas, respectivamente. En experimentos reales, a pesar de la presencia de ruido de medición y valores atípicos relativamente grandes, se observó una excelente robustez del algoritmo PI^2 en combinación con la aproximación de la función de valor para el aprendizaje de objetivos.

Asimismo, Kennedy III et al. [32], se enfocan en el uso de la retroalimentación visual. Proponen un método para dispensar de forma autónoma una cierta cantidad de líquido usando solo retroalimentación visual sin el uso de instrumentos complejos, tales como: pipeta y jeringa o recipiente de vertido. El vertido del líquido, se modela según la geometría de los recipientes de vertido circulares y rectangulares, no obstante, para sus experimentos solo utilizan recipientes de base rectangular. El algoritmo de detección

de la altura del fluido realiza una sustracción de fondo en línea para obtener el primer plano y posteriormente, rastreando la región de la imagen bajo una etiqueta se realiza una agrupación K-means con dos clústeres para distinguir entre el fluido que entra en el recipiente y la altura ascendente del fluido. Demostraron que para recipientes cuadrados podían controlar el flujo simplemente observando la altura del líquido en el recipiente receptor. Los algoritmos utilizan el brazo robótico Rethink Robotics Sawyer y la retroalimentación visual para regular la tasa de vertido.

El sistema desarrollado en [33] utiliza aprendizaje supervisado para permitir al robot aprender a realizar tareas de vertido de manera precisa y segura. El sistema incluye un algoritmo de planificación de movimientos que utiliza una red neuronal para aprender a partir de ejemplos anteriores de la configuración del líquido cómo realizar tareas de vertido de manera precisa. El algoritmo utiliza información de una cámara RGB-D para obtener una imagen tridimensional del recipiente y el líquido, y utiliza esta información para determinar la trayectoria óptima para el vertido. Además, el sistema incluye un algoritmo de control de movimiento que utiliza un controlador PD para ajustar la trayectoria del robot en tiempo real para garantizar un vertido preciso y seguro. El artículo presenta el desarrollo y validación del sistema a través de pruebas realizadas con un robot manipulador en un entorno real. Los resultados muestran que el sistema es capaz de realizar tareas de vertido de manera precisa y segura, con una tasa de éxito del 95 %.

Las técnicas tradicionales de aprendizaje profundo por imitación para implementar el vertido robótico autónomo suelen tener un efecto de caja negra inherente, ya que no proporcionan información detallada sobre cómo se toman las decisiones. Además, estas técnicas también pueden requerir una gran cantidad de datos de demostración para el entrenamiento del modelo, lo que puede ser un obstáculo para su aplicación en entornos reales. El aprendizaje por imitación es una técnica de aprendizaje automática en la que un agente aprende a realizar una tarea observando y copiando las acciones de una persona o un modelo [34]. Para resolver tales problemas en [35], se propone un método de Aprendizaje Jerárquico por Imitación Explicable (EHIL, por sus siglas en inglés). El aprendizaje por imitación jerárquico se refiere a una variante de esta técnica, en la que el agente aprende a realizar una tarea compleja dividiéndola en sub-tareas más simples y aprendiendo a realizar cada una de ellas por separado. Por esta razón, con EHIL, se puede construir un grafo lógico para la ejecución de tareas de vertido de líquido, a través del cual se puede explicar a los usuarios el proceso de toma de decisiones del brazo robótico para la generación de acciones y las causas de los fallos.

En [36] los autores utilizan un enfoque de aprendizaje por refuerzo llamado “Deep Deterministic Policy Gradient” (DDPG) [37]. El escenario de Aprendizaje por Refuerzo (RL) que se definió para aprender la política de vertido fueron las siguientes:

1. Estado y acción: el estado actual del entorno se representa como un vector $9D$ que contiene la siguiente información: la distancia relativa en cm entre los vasos, la rotación del ángulo del contenedor destino, la cantidad del vaso 2, la cantidad del líquido que se ha vertido (ml), la tasa de llenado y la acción realizada durante

el paso de tiempo anterior. Las acciones a partir de la política especifican un desplazamiento relativo para el contenedor fuente con respecto a su posición actual en $2D$ y una rotación relativa en su plano de funcionamiento. De este modo se obtiene un espacio de acción en $3D$.

2. Definición de la función de recompensa y del objetivo: el agente obtendrá una recompensa r cuando la distancia d entre el estado actual y la meta g es menor que ϵ , y una recompensa negativa en caso contrario. Adicionalmente se aplica una penalización cuando se detecta una colisión. Durante el entrenamiento, establecemos que objetivo se alcance si el nivel de llenado está dentro del 10 % del objetivo y el vertido es inferior a 25 *ml*.
3. Dominios aleatorios: se modela el ruido de observación que se espera de los sensores del robot como ruido gaussiano aplicado a cada característica de estado.

Este enfoque implica entrenar una red neuronal para decidir qué acción realizar en un momento dado para que el robot aprenda a realizar la tarea de verter líquidos. El entrenamiento del modelo utiliza un conjunto de datos que incluye imágenes de diferentes recipientes y líquidos, así como la información sobre el ángulo y la altura de los recipientes. Esta información es utilizada para entrenar la red neuronal y hacer que el robot aprenda a realizar la tarea de verter líquidos de manera precisa y eficiente. Los experimentos se llevaron a cabo con un robot PR2 y los resultados muestran que con una política aprendida, el robot es capaz de realizar la tarea de verter líquidos de manera consistente y con una alta precisión, incluso cuando se le presentan nuevos tipos de recipientes y líquidos.

En [38], se propone un método para enseñarle a un robot el proceso de verter líquidos con una supervisión humana mínima. El robot porta un vaso, y el recipiente se coloca en una posición arbitraria. El enfoque aprendizaje por refuerzo se emplea mediante una red convolucional. La red es entrenada con un conjunto de imágenes RGB. La principal aportación de este trabajo consiste en utilizar únicamente la imagen RGB, sin análisis 3D, lo cual no es posible con los enfoques clásicos. Además, utilizan el enfoque de aprendizaje métrico profundo para entrenar la red de recompensa para obtener una mayor robustez. La imagen RGB se utiliza como representación del estado de la acción, selección, estimación de valor y entrada de la red de recompensas. El espacio de acción se define de tal manera que reduce el tiempo de convergencia y en este enfoque, la red de políticas genera la posición deseada en 3D en cada paso. Este método de definir el espacio de acción dio como resultado una reducción en los pasos de entrenamiento de entre $100k - 1M$ a $1k$. Algunos experimentos están diseñados como casos en los que un robot NAO H25 interactúa con el entorno y realiza la tarea de vertido visual. Una simulación en el software CoppeliaSim se utiliza tanto para la formación como para la evaluación y el método propuesto logró una tasa de éxito de 93.7% después de $1k$ episodios para la fase de aproximación de la tarea de vertido visual.

La intuición es una habilidad que puede ser muy útil para la estimación adaptativa de estrategias de manipulación de objetos en contextos novedosos, como por ejemplo, al

observar el efecto de la inclinación de una botella transparente que contiene un líquido desconocido. En general, es importante dotar a los sistemas robóticos de uso general con cierta capacidad de adaptación y aprendizaje, ya que es inevitable que se encuentren con objetos y escenarios nuevos y desconocidos. Lopez-Guevara et al. [10], enseñan a un robot a utilizar una estrategia de sondeo simple y específica para reducir los derrames al verter líquidos desconocidos. En el paso del sondeo, se observó continuamente los efectos de un robot real UR10 que agita un líquido, mientras se ajustan los parámetros de un modelo simulado hasta que ambos resultados coincidan. Se obtuvieron parámetros de simulación óptimos, los cuales caracterizaban el líquido desconocido, mediante un optimizador bayesiano que minimiza la discrepancia entre los resultados reales y los simulados. Posteriormente, se optimizó la política de vertido condicionándola a los parámetros óptimos de simulación determinados mediante agitación; en que el uso de la agitación como estrategia de sondeo que reduce el derrame de tres líquidos cualitativamente diferentes cuando se ejecuta en condiciones reales.

La manipulación de líquidos con robots autónomos tiene un amplio rango de aplicaciones potenciales en campos como la medicina, la construcción, la industria de servicios y la fabricación de tuberías. Esta tecnología permite a los robots realizar tareas de manera autónoma en entornos donde la manipulación precisa y controlada de líquidos es importante. Algunos ejemplos de aplicaciones potenciales incluyen la preparación de medicamentos en hospitales, el llenado y vaciado de tanques en la construcción, la limpieza de superficies en la industria de servicios y la fabricación de piezas de tuberías con precisión. En [39], se presenta un enfoque para enseñar a un robot a realizar de manera autónoma la tarea de transferir todo el líquido de un recipiente a otro con un mínimo de derrames. La solución propuesta es adaptable a diferentes tipos de contenedores, lo que significa que no es necesario volver a entrenar al robot cada vez que se utiliza con contenedores distintos. Primero, se determina la geometría de los contenedores mediante el uso de sensores externos. A continuación, se procede a la etapa de calibración, en la que se asignan parámetros a un simulador rápido (NVIDIA FleX) para modelar el comportamiento del agua (u otro líquido específico) utilizando un conjunto predefinido de acciones, como la velocidad angular del recipiente de vertido y su ángulo máximo de rotación.

Dong et al. [40], proponen dos métodos para controlar el movimiento de un robot de servicio que transfiere líquido de un contenedor desconocido a otro contenedor desconocido, sin requerir herramientas externas. Para resolver esta tarea, resolvieron dos subtareas: determinar el volumen de vertido y controlar la acción de vertido. La primera propuesta se centra en el contenedor de destino, el volumen derramado se calcula utilizando un modelo de contenedor de destino y la altura de la líquido en el recipiente de destino. El proceso está controlado por un controlador derivado proporcional, donde la velocidad angular del recipiente de vertido es la variable de proceso y el volumen de vertido es la variable de control. El segundo método se centra en el recipiente de vertido, es decir, el volumen se calcula a partir de la relación entre el ángulo de inclinación del recipiente de vertido y el volumen de vertido. La acción es controlada por un controlador proporcional simple que actúa sobre la velocidad angular del recipiente

de vertido y el ángulo objetivo como variable de control. La nube de puntos se utiliza para modelar ambos contenedores. Estos dos métodos se probaron en un sistema de robot de dos brazos y los resultados mostraron que ambos métodos son efectivos para controlar tareas de vertido de manera precisa. Las contribuciones novedosas de este trabajo fueron las siguientes [40]:

1. No se utilizan herramientas de medición externas a la propuesta. El diseño propuesto consigue un vertido preciso de una cámara situada en la muñeca del robot.
2. Sólo se requiere la forma de uno de los recipientes (el de vertido o el de destino).
3. El enfoque propuesto utiliza una nube de puntos para modelar los contenedores, por lo que no es sensible a la forma del recipiente.

En [41], se realiza un estudio donde se toman en cuenta variaciones de vertido como el tipo de líquido, las formas del recipiente las posturas iniciales de los recipientes y las cantidades que se vierten. El objetivo es diseñar un sistema que pueda adaptarse a diferentes situaciones de vertido y aprender de las demostraciones humanas para mejorar su eficiencia. Para abordar estas variaciones, se propone un enfoque basado en el aprendizaje por demostración, en el que, el robot observa cómo los seres humanos realizan tareas de vertido y luego aprende a realizar estas tareas de forma autónoma. El robot utiliza un conjunto de habilidades, como inclinar, agitar y golpear (figura 2.3), para seleccionar comportamientos adecuados para cada situación. Además, utiliza un modelo de planificación para seleccionar el mejor comportamiento en cada momento y para anticipar cómo el vertido progresará a medida que avanza. Los experimentos se realizaron en un robot PR2 que pudo realizar tareas de vertido de forma autónoma y adaptarse a diferentes situaciones de vertido. Además, el robot fue capaz de mejorar su eficiencia a medida que aprendía de las demostraciones humanas.

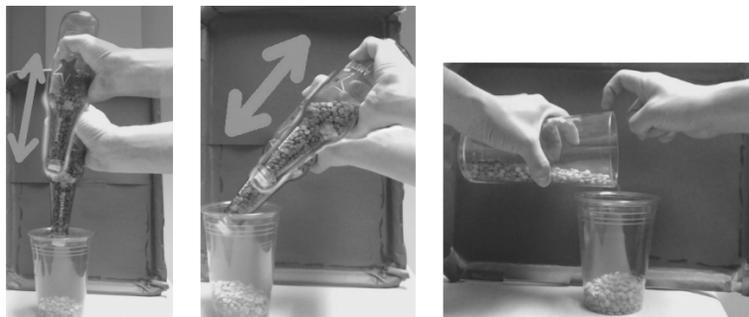


Figura 2.3: Demostraciones humanas [41].

En los últimos años, se han utilizado robots de vertido automático para mejorar el entorno de trabajo en el proceso de colada y producir productos de fundición estables. Estos robots realizan tareas de moldeo de manera precisa y repetida, lo que reduce el riesgo de mano de obra humana y errores en el proceso de producción. Sin embargo, los sistemas de control convencionales del robot de colada de fundición a menudo requieren experimentos preliminares para ajustar los parámetros de control [42], lo que puede ser

un proceso tedioso y costoso. Por lo tanto, es importante desarrollar nuevas técnicas de control y optimización que permitan a los robots de vertido automático adaptarse de manera más eficiente a diferentes condiciones y requisitos de producción. Los robots de fundición con sistemas de control tradicionales [43] tienen dificultades para verter metal fundido con precisión cuando las condiciones de fundición difieren de las de la prueba inicial.

En [44] [43] se desarrolló un sistema de control de retroalimentación de la tasa de flujo del metal para un robot de vertido tipo cuchara basculante, con el objetivo de mejorar la técnica de fundición. El sistema utiliza sensores y otros dispositivos de medición para recopilar datos sobre la tasa de flujo de vertido en tiempo real y utiliza esta información para ajustar el flujo de vertido de manera automática. El modelo de proceso de colada de la figura 2.4 representa la dinámica desde la velocidad angular ω hasta el caudal q del líquido de salida. La sección transversal del proceso de vertido se observa en color amarillo. El balance de masa del líquido en la cuchara se describe como:

$$\frac{dV_r(t)}{dt} = -q(t) - \frac{\partial V_s(\theta(t))}{\partial \theta} \omega(t)$$

donde V_r es el líquido por encima de la boca de vertido, V_s es el líquido por debajo de la boca de vertido y h es la altura del líquido sobre la boca del vertido. Los experimentos muestran que el robot puede manipular el caudal de vertido como desee, incluso en condiciones de vertido con perturbaciones. El control de la cuchara basculante se realiza para garantizar una fundición rápida y precisa del metal y además, para evitar los residuos de fundición que se producen durante la oxidación del metal durante la fundición [45].

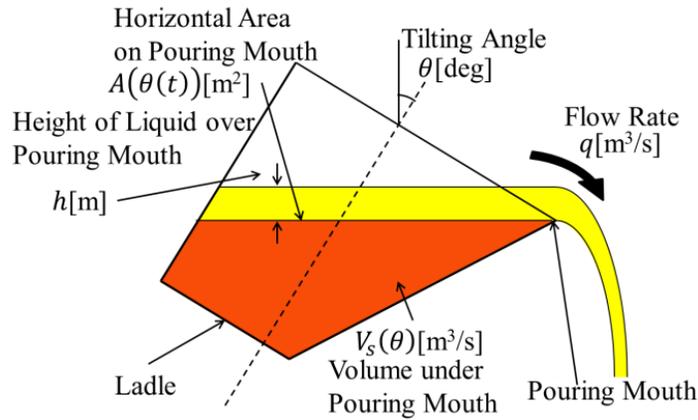


Figura 2.4: Sección transversal del proceso de vertido [44].

Además, en [46], se presenta un control para el sistema de colada mediante una cuchara basculante. El modelo matemático de la posición de caída se deriva de la forma de la cuchara (figura 2.5) y de las condiciones de vertido. Se crea un sistema de control

de posición de descarga de fluido utilizando un modelo que toma el valor de entrada de control aplicada al motor hasta la posición de salida del líquido. La eficacia del sistema de control propuesto, se aplica a un sistema de vertido automático probado mediante un estudio de simulación.

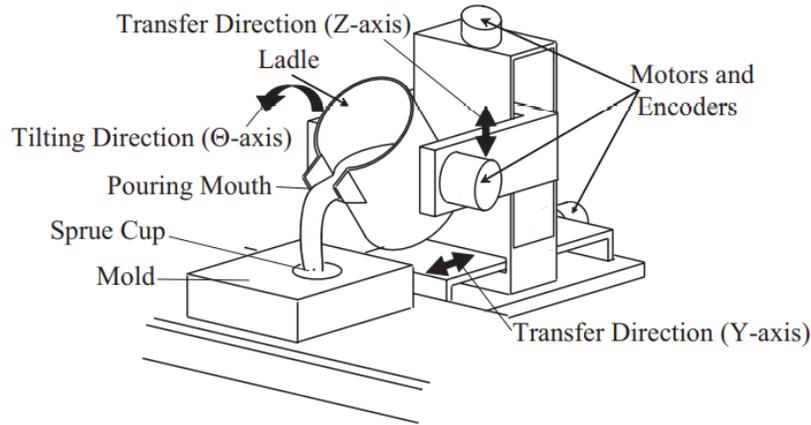


Figura 2.5: Sistema de vertido automático [46].

El sistema de vertido automático puede transferir la cuchara en dos dimensiones (ejes Y y Z) y girar la cuchara (eje Θ). En el eje Θ , la cuchara se inclina mediante un servomotor de corriente alterna AC . El centro del eje de rotación de la cuchara se sitúa cerca del centro de gravedad de la cuchara. Cuando la cuchara gira alrededor del centro de gravedad, la punta de la boca de vertido se mueve en una trayectoria circular. Entonces resulta difícil verter el metal fundido en el molde, ya que la boca de vertido se desplaza por inclinación. Por lo tanto, la posición de la punta de la boca de vertido es controlada invariablemente durante el vertido mediante control sincrónico de los ejes Y y Z para el movimiento de rotación alrededor del eje Θ de la cuchara [47]. En el sistema de vertido automático, se aplica un voltaje de entrada al motor para inclinar la cuchara, y el líquido de la cuchara se vierte inclinando la cuchara. El peso del líquido que sale se mide mediante una celda de carga y el líquido de salida se vierte en el bebedero del molde.

Los modelos geométricos de los contenedores, han servido para verter líquidos de forma controlada, por tal razón, en [48], se presenta una aproximación para simular la descarga de un líquido desde una cuchara inclinada, sin utilizar una malla dinámica o el método de solución de sólidos en movimiento. En este trabajo se propone rotar el bebedero a una velocidad angular dada por un cálculo geométrico del contenedor y dinámico para mantener constante el caudal derramado. La velocidad angular resultante se utilizó como entrada para un conjunto de simulaciones CFD para calcular la trayectoria del líquido vertido a diferentes ángulos (0, 10, 20, 30 y 40 grados). Este método podría proporcionar una herramienta económica para calcular las geometrías óptimas de las cucharas basculantes con el fin de reducir el tamaño de los bebederos en

la industria de la fundición de metales.

El movimiento de un líquido real es complejo, por lo cual generalmente se opta por simplificar la descripción del movimiento del líquido, de manera que su comportamiento se pueda considerar como un flujo ideal. El presente trabajo se centra en el desarrollo de un control de vertido inteligente para líquidos, capaz de medir el caudal que sale del recipiente durante el proceso de vertido. Para lograr esto, se considerara un fluido laminar y además, modelar la forma que adopta el líquido cuando se inclina el recipiente, teniendo en cuenta las características del contenedor. Este enfoque se basa en el primer modelo presentado en [20], que propone una aproximación geométrica para el vertido parcial de líquidos de un recipiente regular mediante el uso de un manipulador robótico. El modelo sugiere el uso de técnicas geométricas para calcular la posición adecuada del contenedor para lograr un vertido preciso y controlado.

Capítulo 3

Marco Teórico

3.1. Características de los fluidos

En el presente estudio, es conveniente considerar, que los líquidos están continuamente distribuidos en toda una región de interés, es decir, el fluido es tratado como un medio continuo. Un medio continuo, es descrito como una porción de materia formada por un conjunto infinito de partículas, dichas partículas se estudian macroscópicamente, es decir, sin considerar las posibles discontinuidades existentes en el nivel microscópico [49].

Una propiedad fundamental de un fluido es que, este no puede estar en equilibrio en un estado de tensión, es decir, el fluido se deforma continuamente cuando se somete a un esfuerzo cortante, sin importar que tan pequeño sea ese esfuerzo cortante. Un esfuerzo cortante, es la componente de fuerza tangente a una superficie, y esta fuerza dividida por el área de la superficie es el esfuerzo cortante promedio sobre dicha superficie [49] [50].

Para realizar el presente trabajo, se considera la ecuación de esfuerzo cortante, esta establece la fuerza que se requiere para que una unidad de área se deslice sobre una superficie [49] y viene dada por :

$$\tau = \mu \left(\frac{(\nabla \vec{v}) + (\nabla \vec{v})^T}{2} \right)$$

donde μ es la viscosidad dinámica y $\nabla \vec{v}$ denota el gradiente de velocidad que puede ser interpretado como una velocidad de deformación. La viscosidad dinámica determinará las fuerzas que mueven o deforman el fluido y el gradiente, la tasa a la cual una de las capas se mueve en relación a otra adyacente.

3.1.1. Descripciones del movimiento de fluidos

Antes de pasar a describir el desarrollo del problema en el capítulo siguiente, es útil explicar ciertos conceptos geométricos como son las líneas de *corriente*, *trayectoria* y *filamento*. Estos conceptos permitirán la visualización del campo de flujo.

Si se toma la velocidad del fluido en el enfoque euleriano, entonces el vector velocidad se puede definir como:

$$\vec{v}(x, y, z, t) = u\hat{i} + v\hat{j} + w\hat{k} \quad (3.1)$$

donde u, v y w son las velocidades en las direcciones \hat{x}, \hat{y} y \hat{z} respectivamente.

Una *línea de corriente* es una línea continua del flujo que posee la siguiente propiedad: “el vector velocidad de cada partícula que ocupa un punto en la línea de corriente, es tangente a la línea de corriente” [51]. Una ecuación que expresa que el vector velocidad es tangente a la línea de corriente es:

$$\vec{v} \times d\vec{r} = 0$$

puesto que \vec{v} y $d\vec{r}$ están en la misma dirección, como se muestra en la figura 3.1; por lo tanto, el producto cruz de dos vectores en la misma dirección es cero.

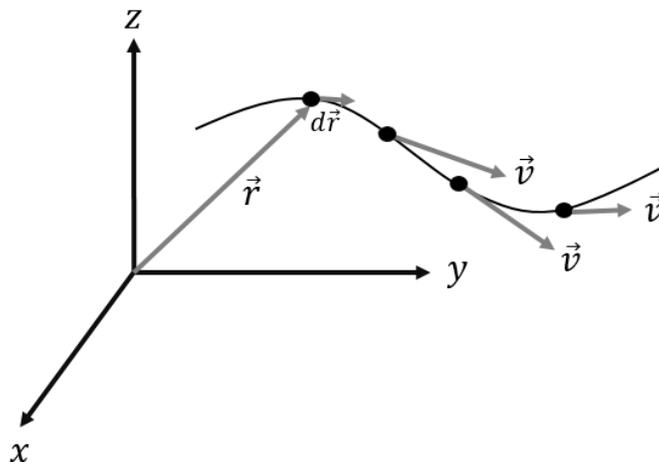


Figura 3.1: Línea de corriente en un campo de flujo. Se observa que el vector posición y el vector velocidad llevan la misma dirección, por lo tanto, el producto cruz entre ambos vectores es cero.

Una partícula siempre se mueve tangente a la línea de corriente, por lo tanto, la *trayectoria de una partícula* es una línea de corriente que describe un lugar geométrico. Este último, es descrito por los puntos recorridos de una partícula determinada cuando se desplaza en un campo de flujo. De modo que, la línea de trayectoria proporciona referencias de las ubicaciones donde se ha encontrado la partícula [49] [51].

Con el fin de seguir el movimiento de un fluido, regularmente se inyecta tinta sobre este. Los rastros resultantes de la tinta o del humo se conocen como *líneas de filamento* [49]. Las líneas de filamento, indican dónde se encuentra ubicada la partícula en ese instante de tiempo [51].

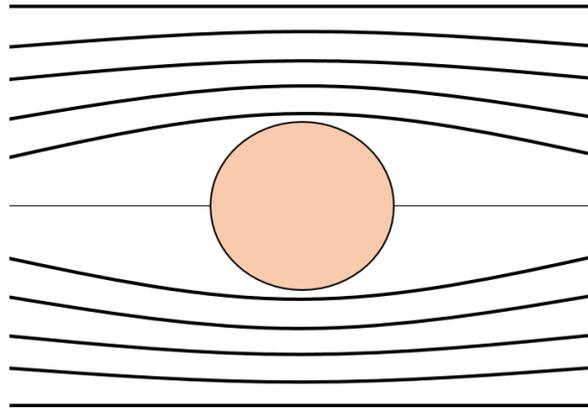


Figura 3.2: Líneas de corriente para un flujo permanente alrededor de un cilindro entre paredes paralelas.

3.1.2. Descriptores de procesos fluidos y simplificaciones

El flujo puede clasificarse de acuerdo a diferentes características, por ejemplo: turbulento o laminar, real o ideal, rotacional o irrotacional, uniforme o no uniforme. A continuación se describe cada una de estas características, particularmente debido a que, en el capítulo 4, para el planteamiento y solución simplificada del problema, se hará el uso de estos conceptos.

El flujo laminar se define como el desplazamiento en el cual el fluido se considera que se mueve en capas o láminas, las cuales se deslizan suavemente una sobre otra adyacente, cada partícula de fluido sigue una trayectoria llamada línea de corriente. Es importante hacer notar que, el flujo laminar no es estable en situaciones que involucran combinaciones de baja viscosidad, alta velocidad o grandes caudales [49].

En los casos cuando el flujo laminar no es estable, este se convierte en flujo turbulento [49]. En el flujo turbulento, las partículas del fluido se mueven en trayectorias arremolinadas irregulares causando intercambios de momentum desde una porción de fluido a otra. Los remolinos turbulentos cambian continuamente su tamaño desde muy

pequeños (algunos miles de moléculas de fluidos) hasta muy grandes (un remolino muy grande en un río) [49].

El movimiento de un fluido real es complejo, debido a esto, se opta por simplificar la descripción del movimiento del fluido, de manera que su comportamiento se pueda considerar como un flujo ideal. Un fluido ideal no tiene fricción y es incompresible. El flujo es incompresible si la densidad de cada partícula de fluido permanece relativamente constante cuando se mueve por el campo de fluido. Por lo tanto, el volumen de todas las porciones del fluido permanece inalterado sobre el curso de su movimiento. La suposición de un fluido ideal, es útil al analizar flujos en situaciones que involucran grandes cantidades de fluido [50] [51].

La rotación de una partícula de fluido alrededor de un eje, por ejemplo z , se define como la velocidad angular promedio de dos elementos lineales infinitesimales en la partícula, que se encuentran originalmente haciendo ángulo recto el uno con respecto al otro, y también con respecto al eje dado. Si las partículas de un fluido dentro de una región tienen rotación alrededor de cualquier eje, el flujo se conoce como rotacional [49].

Para el caso contrario, cuando se tiene un fluido que se desplaza en una corriente circular, pero las partículas del fluido no giran alrededor del eje que pasa por su centro de masas, es decir, el flujo dentro de una región no tiene rotación, entonces se trata de un flujo irrotacional. Si un fluido se encuentra en reposo y no tiene fricción, cualquier movimiento subsecuente de este fluido también será irrotacional [49].

La mayoría de los problemas de fluidos son tridimensional y varían con el tiempo, debido a esto no es posible obtener soluciones generales. No obstante, se han propuesto ciertas clasificaciones de flujos (mencionadas anteriormente) tanto espaciales como temporales, las cuales tienen como objetivo describir métodos simplificados para llevar a cabo desarrollos de problemas de esta índole.

3.2. Espesor de capa límite

El concepto de capa límite fue inicialmente introducido por el alemán Ludwig Prandtl en 1904 [52]. Prandtl demostró que muchos flujos viscosos se pueden analizar si, se divide el flujo en dos regiones; la primera cercana a las fronteras sólidas y la otra comprendiendo el resto del flujo. La presencia de la capa límite, es una consecuencia de la existencia de la viscosidad. La viscosidad es propiedad física inherente en todos los fluidos y se puede considerar como la adhesividad interna de un fluido [51] [52].

Definición de espesor de capa límite

El espesor de capa límite δ , se define como la distancia perpendicular a la superficie, desde esta hasta el punto donde la velocidad del flujo es igual al 99 % de la velocidad

de corriente libre ($0.99 U$) [53].

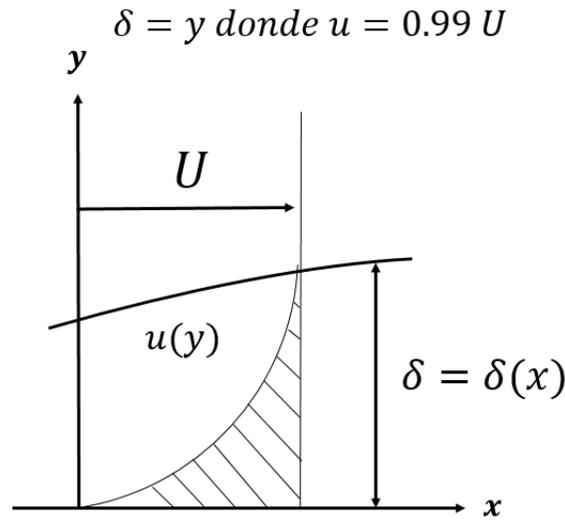


Figura 3.3: Espesor de capa límite δ [53].

3.2.1. Capa Límite Sobre una Placa Plana en Régimen Laminar:

Solución Exacta

La solución para la capa límite laminar sobre una placa plana fue obtenida por H. Blasius en 1908 [52]. Para un flujo bidimensional en estado estacionario, con gradiente de presión despreciable, las ecuaciones que describen el movimiento de tal flujo [52], se reducen a:

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} = 0$$

$$u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} = \nu \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}$$

donde ν es la viscosidad dinámica. Las condiciones de borde, necesarias para resolver el sistema de ecuaciones, son $u = v = 0$ y para $y = 0$ y $u \rightarrow U$ cuando $y \rightarrow \infty$.

De un análisis dimensional se puede determinar que el número de Reynolds (Re_x) es del orden de magnitud de $(\frac{1}{\delta^2})$. Blasius resolvió las ecuaciones simplificadas de Navier Stokes para el caso de la placa delgada ($\frac{\partial p}{\partial x} = 0$), encontrando que la constante de proporcionalidad de la ecuación anterior es

$$\frac{\delta}{x} = 4.96 Re_x^{-\frac{1}{2}}.$$

En el presente capítulo, se describieron las definiciones de conceptos que serán fundamentales para comprender el desarrollo de este trabajo, donde se abordará el modelo geométrico del líquido y el proceso de vertido. Estas definiciones establecen las bases teóricas para comprender y analizar de manera precisa los aspectos relacionados con la forma y el flujo del líquido al ser vertido en un recipiente.

Capítulo 4

Características geométricas del problema

En esta sección se propone un enfoque geométrico para modelar y controlar el vertido de líquido desde un recipiente cilíndrico. La importancia de profundizar en el estudio de la geometría radica en que en los capítulos posteriores una de las propuestas de control se basará en este modelo geométrico para implementar el vertido del contenedor origen. Para ello, considérese los siguientes supuestos:

1. Un recipiente cilíndrico de altura H y radio r_c .
2. La altura inicial del líquido en el recipiente es h_0 .
3. Se considera un flujo laminar.

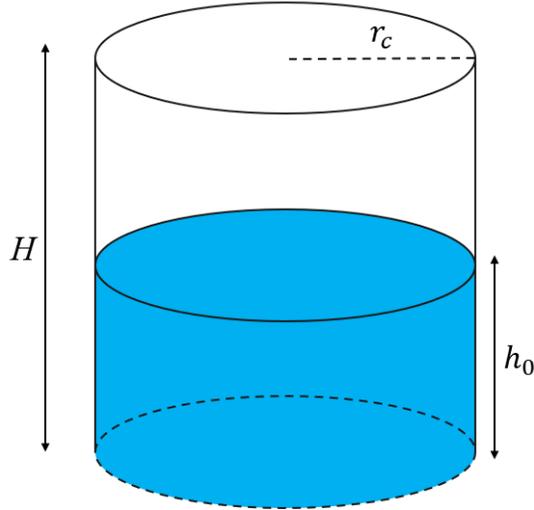


Figura 4.1: Condiciones iniciales del contenedor.

Para controlar la cantidad de líquido que se vierte del contenedor, es fundamental determinar el ángulo de salida del líquido, que se denomina θ_s como se sugiere en [20].

$$\tan \theta_s = \frac{H - h_0}{r_c} \quad (4.1)$$

Para el análisis del movimiento rotacional del recipiente, se emplearán dos marcos de referencia distintos: uno fijo, conocido como marco global y denotado como O_G , y otro en movimiento, que representa el marco de referencia local del recipiente y se designa como O_L . Estos marcos proporcionan un enfoque preciso para describir y examinar detalladamente el movimiento del recipiente en cuestión.

El movimiento de inclinación del contenedor estará determinado por el área de la sección transversal formada en la superficie del líquido cuando el contenedor se incline (ver Fig. 4.3). Si el contenedor se inclina demasiado, es posible que se vierta mayor volumen al deseado. Por otro lado, si el contenedor no se inclina lo suficiente, el líquido puede no salir con la suficiente fuerza o puede tardar más tiempo en salir. Al asignarle al líquido una cierta altura Δh en el borde del recipiente, se puede controlar la cantidad de volumen que sale del vaso, por lo que la variable de control será el ángulo de inclinación en función de las propiedades geométricas del contenedor. Por lo tanto, es importante tener en cuenta la geometría del contenedor al manipular líquidos y ajustar la inclinación y la orientación del contenedor de manera adecuada para lograr el resultado deseado.

El modelo geométrico propuesto para el control del vertido del líquido se segmenta en tres regiones distintas. La primera región se caracteriza por presentar volúmenes regulares, mientras que en la segunda y tercera región los volúmenes son irregulares. La transición entre ambas regiones se produce mediante un cambio en el área de la sec-

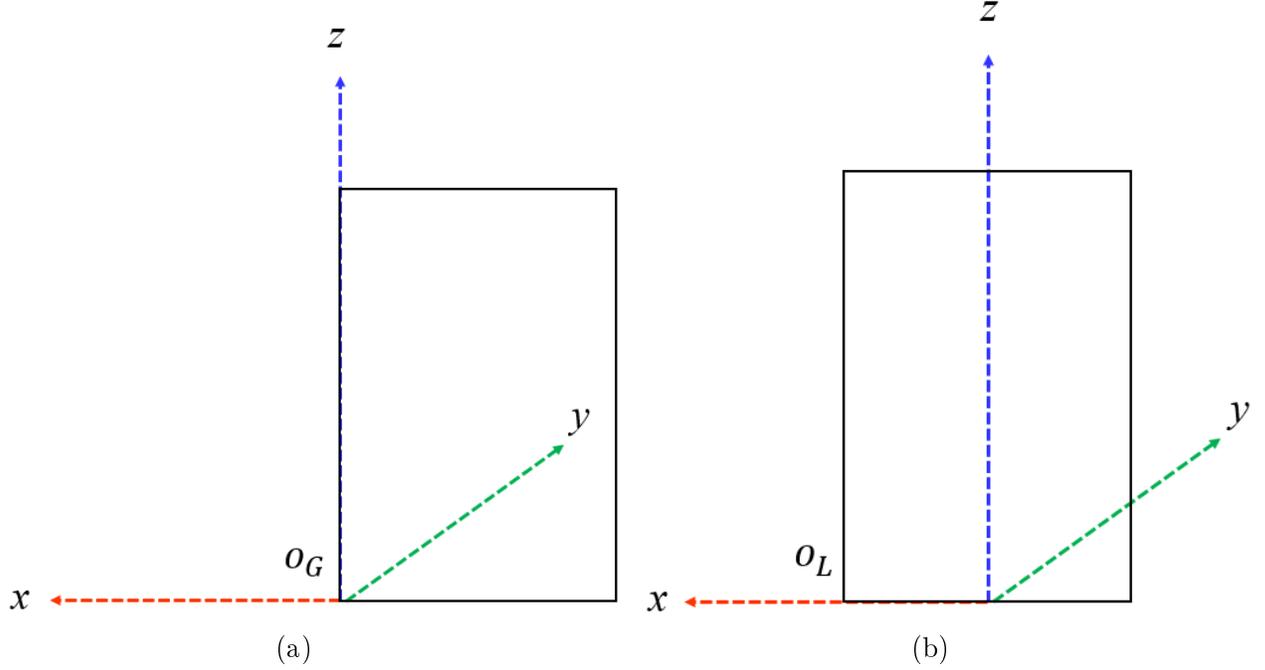


Figura 4.2: Marcos referenciales: a) marco referencial global O_G fijo en una de las esquinas del recipiente, b) marco referencial local O_L ubicado en el centro de la base del recipiente.

ción transversal, la cual se representa de manera eficiente mediante una elipse como se muestra en la figura 4.4a. Esta representación geométrica permite capturar con mayor precisión las variaciones en el flujo de líquido a medida que el recipiente se inclina, y facilita el análisis y control del proceso de vertido.

El área de cada sección transversal, representada por una elipse, se puede determinar mediante la fórmula $A_e = \pi a(\theta)b$, donde $a = \frac{r_c}{\cos \theta}$ y b representan los semi-ejes mayor y menor, respectivamente [20]. Así, la primera región del modelo geométrico propuesto se define como una función del ángulo y se expresa de la siguiente manera:

$$A_e = \frac{\pi r_c^2}{\cos \theta} \quad (4.2)$$

donde r_c es el radio del contenedor cilíndrico y b_1 es el semi-eje menor correspondiente a la primera región. Esta expresión permite calcular el área de la sección transversal en función del ángulo de inclinación del recipiente, lo cual resulta fundamental para el análisis y control del vertido de líquido.

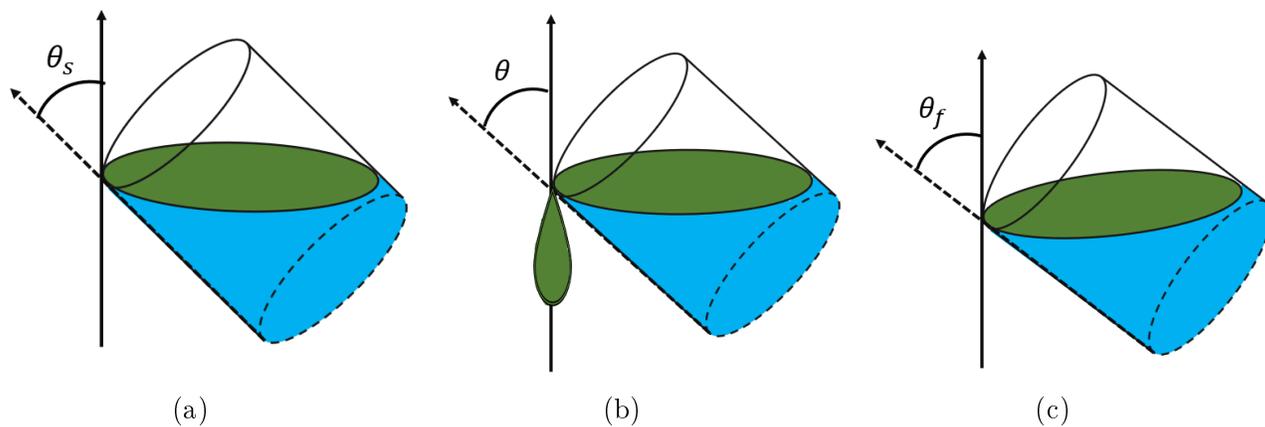


Figura 4.3: Proceso de vertido de líquido: a) etapa para llegar a θ_s , b) etapa de vertido, c) etapa de finalizar el vertido.

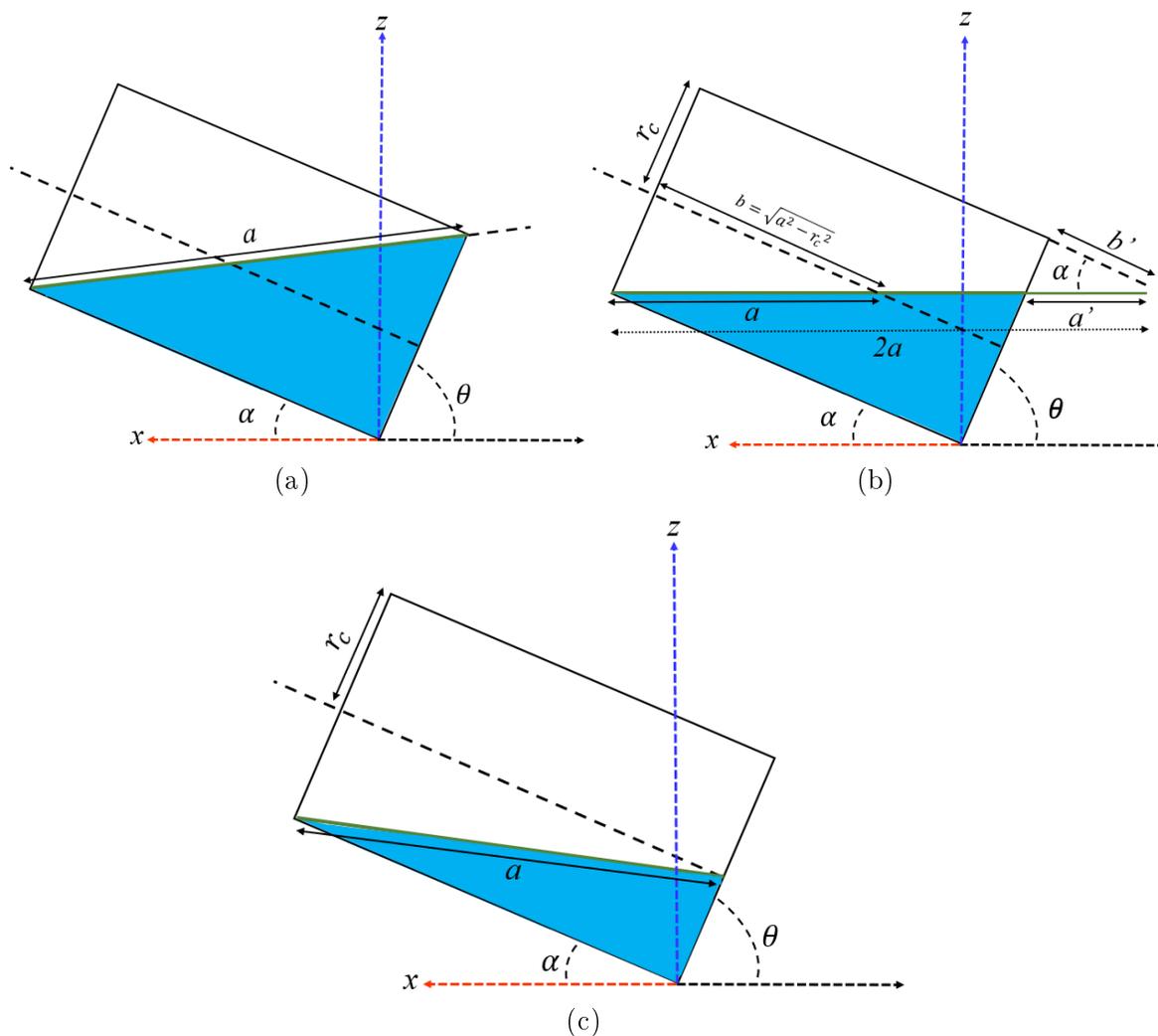


Figura 4.5: Parámetros de corte para el semi eje mayor: a) última elipse completa formada, b) reducción del semi-eje mayor de la elipse por debajo del punto P , c) límite hasta donde permanece constante el radio del cilindro.

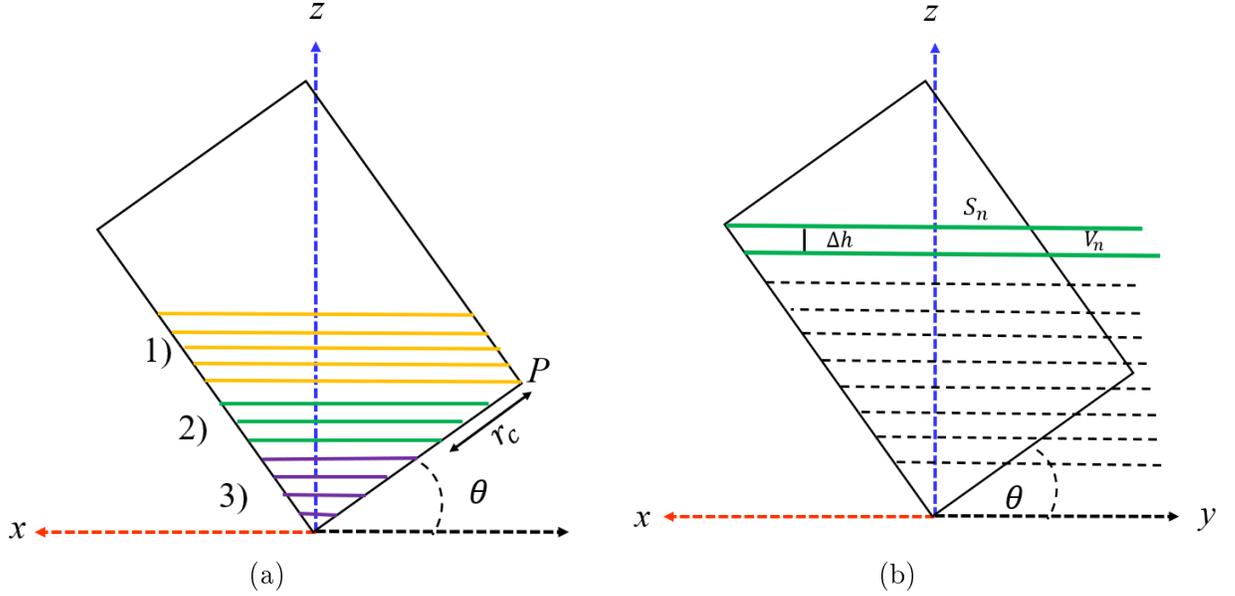


Figura 4.4: Consideraciones geométricas. a) Región 1 en color amarillo, región 2 en color verde y región 3 color morado. b) Volúmenes en cada sección transversal.

En contraste, en la segunda región del modelo geométrico, se observa que el área de las elipses comienza a reducirse. Para lograr un control preciso del volumen en esta región, es necesario identificar un parámetro que refleje como varía el área de las elipses. En la Figura 3.2 se puede apreciar este parámetro, conocido como “parámetro de recorte” y representado por a' (ver figura 4.5b). Debido a la regularidad geométrica del contenedor, es posible obtener este parámetro a través de la similitud de los triángulos formados, según la relación $\frac{b'}{a'} = \frac{b}{a}$. En consecuencia, podemos establecer la siguiente relación:

$$a' = \frac{b'a}{b} = \frac{(2b - H)a}{b} = \frac{(2\sqrt{a^2 - r_c^2} - H)a}{\sqrt{a^2 - r_c^2}} \quad (4.3)$$

donde a y b representan los semi-ejes mayor y menor de la elipse en la primera región, respectivamente, mientras que a' y b' son los semi-ejes correspondientes en la segunda región. Esta relación nos permite calcular el valor de a' en función de los demás parámetros geométricos. Sustituyendo el valor de $a = r_c \sec \theta$ se obtiene:

$$a'(\theta) = \frac{(2\sqrt{r_c^2 \sec^2 \theta - r_c^2})r_c \sec \theta}{\sqrt{r_c^2 \sec^2 \theta - r_c^2}}$$

$$a'(\theta) = (2r_c \tan \theta - H) \sec \theta \cot \theta \quad (4.4)$$

De la misma manera, por similitud de los triángulos $\frac{b}{a} = \frac{H-b}{a''}$, se puede obtener a'' de la siguiente manera:

$$a'' = \frac{a(H - b)}{b} \quad (4.5)$$

sustituyendo los valores de a y b respectivamente, se obtiene:

$$a''(\theta) = r_c \csc \theta (H - r_c \tan \theta) \quad (4.6)$$

de la ecuación 4.3 y 4.5, se puede observar, que la suma de ambas ecuaciones, es igual semi eje mayor de la elipse a :

$$a' + a'' = \frac{a(2b - H)}{b} + \frac{a(H - b)}{b} = a \quad (4.7)$$

donde:

1. $a(\theta, r_c) = r_c \sec \theta$, con $\theta \in [0, \frac{\pi}{2})$.
2. $a'(\theta, r_c, H) = (2r_c \tan \theta - H) \sec \theta \cot \theta$, con $\theta \in (0, \frac{\pi}{2})$.
3. $a''(\theta, r_c, H) = r_c \csc \theta (H - r_c \tan \theta)$, con $\theta \in (0, \frac{\pi}{2})$.

4.1. Cómputo del volumen para la región 1

Como se puede ver en la figura 4.5, las elipses completas se encuentran en la primera región, con ángulos $\theta \leq 45^\circ$. El área de la superficie para $\theta = 0^\circ$ es corresponde a una circunferencia, y a medida que el recipiente se inclina en el tiempo t en un ángulo θ , el área de la superficie aumenta proporcionalmente en función del ángulo θ , como se muestra en la figura 4.6. Por lo tanto, para obtener el volumen de cada segmento en función del ángulo, se sustituye la ecuación (4.2) en la ecuación (4.1), quedando de la siguiente manera:

$$V_n = \pi ab \Delta h$$

$$V_n(\theta) = \frac{\pi r_c^2 \Delta h}{\cos \theta} \quad (4.8)$$

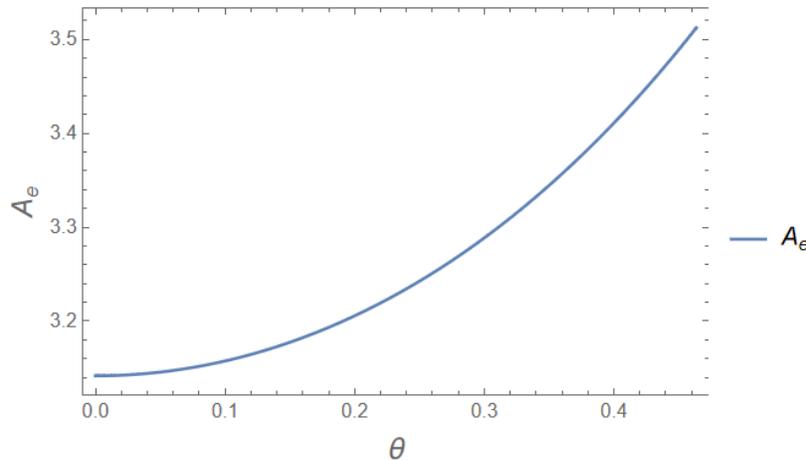


Figura 4.6: Gráfica del área de la elipse $A_e(\theta)$. En la gráfica, se puede observar que a medida que aumenta el ángulo θ , también aumenta el área de la elipse.

4.2. Cómputo del volumen para la región 2

Como se puede ver en la figura 4.5, en la segunda región el área de la elipse comienza a disminuir a partir del punto P debido a que el semi-eje mayor se recorta. Posteriormente cuando el cilindro continúa inclinándose, el líquido alcanza el punto en el que el semi-eje mayor coincide con el radio del contenedor. Para describir el comportamiento del área de la elipse en esta región, es necesario determinar dos ángulos clave: θ_1 , en el cual el borde de la superficie del recipiente coincide con el punto P , y θ_2 , en el cual el semi-eje mayor coincide con el punto medio de la base del recipiente, es decir, con el radio. Estos ángulos son fundamentales para comprender y describir el comportamiento

del área de la elipse en la segunda región.

Siguiendo la geometría de la figura 4.5, el primer ángulo θ_1 , puede obtenerse como una función de las características del contenedor, tal es:

$$\theta_1 = \arctan\left(\frac{H}{2r_c}\right) \quad (4.9)$$

donde $\theta_1(r_c, H) = \arctan\left(\frac{H}{2r_c}\right) \in [0, \frac{\pi}{2})$. Y de la misma manera encontramos θ_2 , tal que:

$$\theta_2 = \arctan\left(\frac{H}{r_c}\right) \quad (4.10)$$

donde $\theta_2(r_c, H) = \arctan\left(\frac{H}{r_c}\right) \in [0, \frac{\pi}{2})$.

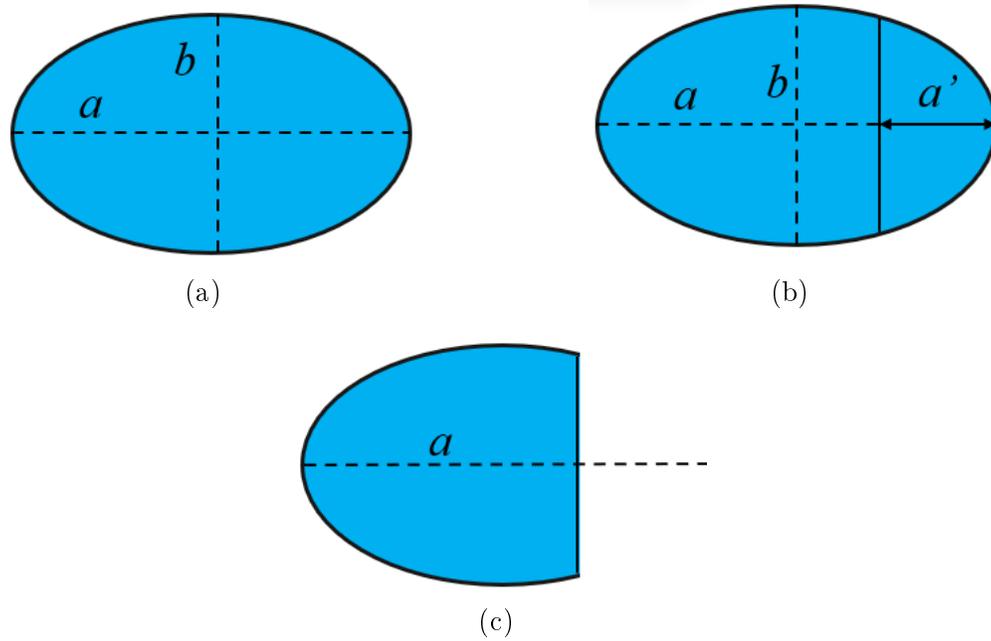


Figura 4.7: Geometría del corte: a) Elipses completas, b) sección de corte y c) área final.

Para encontrar el área final de la elipse, primero debes restar la distancia del semieje mayor menos el parámetro de corte, siendo $a(\theta) - a'(\theta)$, donde:

1. $a'[[\theta_1, \frac{\pi}{2})] = \mathbb{R}^+$.
2. $a''[(0, \theta_2]] = \mathbb{R}^+$.

Por lo tanto, la integral del área de la elipse es calculada de la siguiente manera:

$$A_c = ab \int_0^\varphi \cos^2 \varphi d\varphi \quad (4.11)$$

donde $\varphi = a - a' = \arcsin\left(\frac{H - r_c \tan \theta}{\tan}\right)$.

4.3. Cómputo del volumen para la región 3

Como se muestra en la región, el límite del semi-eje mayor de la elipse intersecta el radio del contenedor. Si se continúa inclinando el contenedor, se puede observar en la figura 4.8 que una porción del semi-eje mayor se encuentra fuera del contenedor. Por lo tanto, para controlar el volumen en la tercera región, primero fue necesario encontrar un parámetro que determinara el tamaño del semi-eje mayor dentro del contenedor. Siguiendo la geometría del problema, se puede observar que el parámetro de corte se denota como a' y se define de la siguiente manera:

$$a - a' = (r_c \tan \theta - H) \sin \theta \quad (4.12)$$

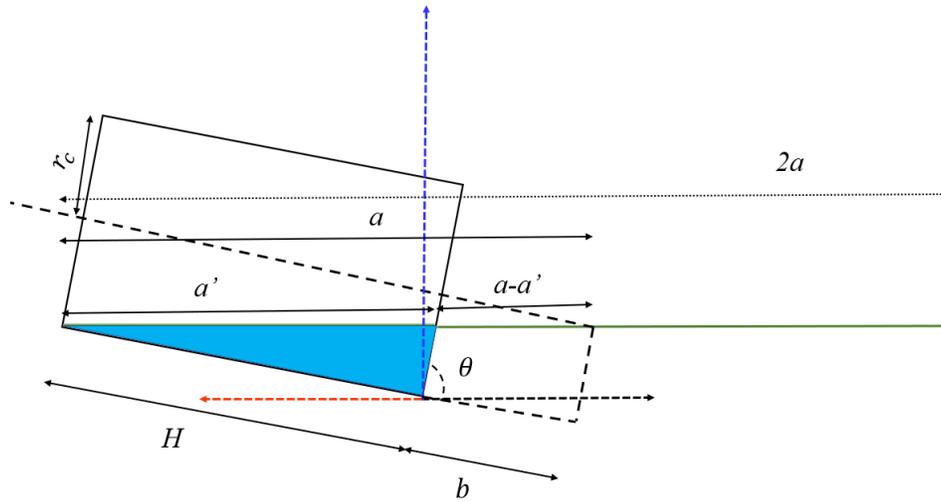


Figura 4.8: Área transversal para la región 3.

donde $\theta \in [\theta_2, \frac{\pi}{2})$.

Entonces la integral es calculada de la siguiente manera:

$$A_c = ab \int_0^{\varphi_2} \cos^2 \varphi_2 d\varphi_2 \quad (4.13)$$

donde $\varphi_2 = a - a' = \arcsin\left(\frac{(r_c \tan \theta - H)(\sin \theta \cos \theta)}{r_c}\right)$ y el límite de la región 3 es:

$$\theta_3 = \text{Root}\left[\left(\frac{(r_c \tan \theta - H)(\sin \theta \cos \theta)}{r_c}\right)\right] \quad (4.14)$$

4.4. Resultados del comportamiento del volumen para la región 1,2,3.

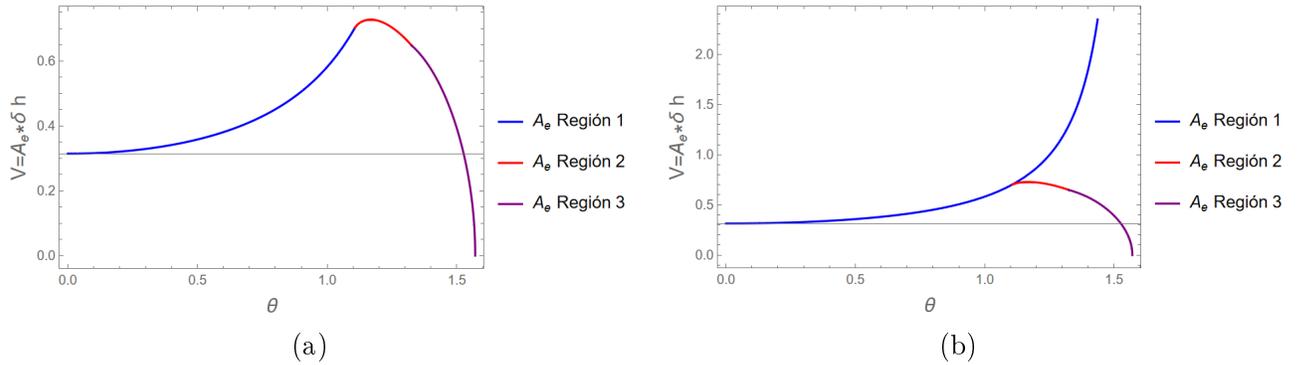


Figura 4.9: Contenedor con características $r = 1$ y $H = 4r$. a) Comportamiento del volumen con respecto al área de la elipse para la región uno (curva azul), región dos (curva roja) y región tres (curva morada) elipses incompletas. b) Umbral de transición de las región entre las elipses.

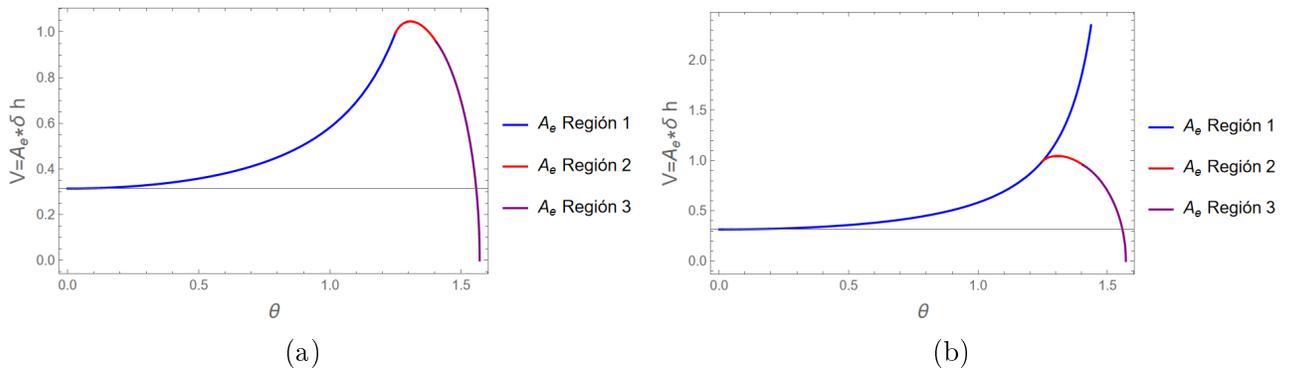


Figura 4.10: Contenedor con características $r = 1$ y $H = 6r$. a) Comportamiento del volumen con respecto al área de la elipse para la región uno (curva azul), región dos (curva roja) y región tres (curva morada) elipses incompletas. b) Umbral de transición de las región entre las elipses.

Al analizar las figuras 4.9 y 4.10, se puede observar que a medida que la altura del contenedor crece proporcionalmente al radio, se produce un desplazamiento en el umbral de transición. Además, se observa que el ángulo máximo también experimenta un desplazamiento, y a medida que la altura del contenedor aumenta, el ancho de las transiciones entre regiones se vuelve más estrecho. Estos resultados indican una clara relación entre la geometría del contenedor y el comportamiento del vertido de líquido, y destacan la importancia de considerar cuidadosamente las proporciones del contenedor

para lograr un control preciso del proceso de vertido. Además, en el capítulo se abordó la complejidad del movimiento de los líquidos, lo cual respalda la utilización de un modelo geométrico que tome en cuenta el flujo laminar, brindando así una simplificación al problema.

Capítulo 5

Aplicación del modelo geométrico utilizando aprendizaje por refuerzo

Deep Q-Network es una técnica de aprendizaje por refuerzo (RL) que tiene como objetivo seleccionar la acción óptima para una observación dada. Para cada acción posible y observación, existe un valor Q correspondiente, que representa la calidad de un movimiento dado. Se utiliza una red neuronal para aproximar la función Q , evitando la necesidad de utilizar una tabla para representarla. En realidad, se utilizan dos redes neuronales para estabilizar el proceso de aprendizaje. La primera, la red neuronal principal, representada por los parámetros θ , se utiliza para estimar los valores Q actuales del estado s y la acción a : $Q(s, a; \theta)$. La segunda, la red neuronal objetivo, parametrizada por θ' , tiene la misma arquitectura que la red principal pero se utiliza para aproximar los valores Q del siguiente estado s' y la siguiente acción a' . El aprendizaje ocurre en la red principal, no en la red objetivo. La red objetivo se mantiene congelada (sus parámetros no se modifican) durante varias iteraciones (normalmente alrededor de 10000), después de las cuales los parámetros de la red principal se copian en la red objetivo, transfiriendo el aprendizaje de una a otra y haciendo que las estimaciones calculadas por la red objetivo sean más precisas [54].

Deep Q-Learning utiliza el Replay de Experiencia para aprender en pequeños lotes, lo que ayuda a prevenir sesgos en la distribución de diferentes estados, acciones, recompensas y siguientes estados que la red neuronal encontrará. Es importante tener en cuenta que el agente no necesita ser entrenado después de cada paso. El Replay de Experiencia almacena las experiencias del agente en cada paso de tiempo, $e_t = (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$, en un conjunto de datos $D_t = e_1, \dots, e_t$, agrupados en múltiples episodios (donde un episodio termina cuando se alcanza un estado terminal) en una memoria de replay [55].

En Q-learning, el objetivo del agente es elegir la acción óptima en cualquier estado dado. La suposición es que la mejor acción tendrá el valor Q esperado o estimado más alto. Sin embargo, al inicio del proceso, el agente no tiene conocimiento del entorno, por lo que debe estimar los valores Q para cada estado y acción. Estas estimaciones pueden contener errores, por lo que no es seguro que la acción con el valor Q estimado más alto sea realmente la mejor opción [56]. Desafortunadamente, en muchos casos, la acción óptima puede tener un valor Q más bajo en comparación con acciones no óptimas. Según la política óptima en el aprendizaje básico de Q, el agente puede elegir una acción no óptima en un estado dado simplemente porque tiene un valor Q más alto. Este problema se conoce como sobreestimación del valor de acción (o sobreestimación del valor Q). Cuando ocurre la sobreestimación del valor de acción, los errores en los valores Q estimados pueden introducir sesgos positivos grandes en el procedimiento de actualización. Esto hace que el proceso de aprendizaje sea más complejo y menos eficiente.

Double Q-learning es un método que utiliza dos funciones separadas de valor de acción, Q y Q' , para estimar el valor de cada acción. Si bien tanto Q como Q' pueden ser ruidosos, los errores en sus estimaciones se distribuyen de manera equitativa [56]. Esto ayuda a mitigar el problema de la sobreestimación del valor de acción y mejorar la precisión general del proceso de aprendizaje. La función de actualización se define de la siguiente manera:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha(R_{t+1} + \gamma Q'(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)) \quad (5.1)$$

$$a = \max_a Q(s_{t+1}, a) \quad (5.2)$$

$$q_{estimado} = Q'(s_{t+1}, a) \quad (5.3)$$

donde la función Q se utiliza para seleccionar la mejor acción a con el valor Q máximo del siguiente estado, y la función Q' se utiliza para calcular el valor Q esperado mediante el uso de la acción a seleccionada anteriormente.

5.1. Configuración del entorno de aprendizaje por refuerzo

Descripción	Símbolo
Altura del cilindro	$h_{cylinder}$
Radio del cilindro	$r_{cylinder}$
Volumen inicial en el contenedor	V_i
Volumen objetivo	V_p
Capa limite laminar	Δh
Incremento del ángulo	$\Delta\theta$
Posición inicial	θ_i
Volumen del líquido vertido	V_θ
Área de la elipse	A_θ

Tabla 5.1: Principales atributos del entorno de aprendizaje por refuerzo.

El problema se define de la siguiente manera: El objetivo del agente es comenzar en una posición inicial del contenedor donde $\theta_i = 0$ y ajustar la inclinación del contenedor hasta verter un volumen deseado de líquido. En cada paso de tiempo t , el agente recibe una observación de su estado actual, representado por la variable \mathbf{x} , que incluye una única variable de estado (V_θ) que indica el volumen de líquido vertido hasta ese punto. Inicialmente $t = 0$, $V_\theta = 0$, posteriormente, el agente elige una acción de un espacio discreto de acciones que consiste en $(1, 0)$. Cuando se selecciona la acción 1, se aumenta el ángulo del contenedor en $\Delta\theta$, mientras que seleccionar la acción 0, se mantiene el ángulo actual del contenedor. En cada paso, el agente es recompensado de acuerdo a lo siguiente:

- $r(\mathbf{x}t, at) = -1$ si el volumen vertido es mayor que el volumen objetivo.
- $r(\mathbf{x}t, at) = \frac{1}{V_p - V_\theta + 1}$ si el volumen vertido es menor que el volumen objetivo. Esto significa que cuanto más cercana sea la recompensa al valor de 1, más cercano estará el volumen vertido al objetivo.

5.1.1. Simulación del entorno

Algorithm 1 Función de paso (acción)

Require: $\theta = 0, V_\theta = 0, V_p = 30$

```
1: if action==1 then
2:    $\theta = \theta_1$ 
3:    $V_\theta = V_{\theta_1}$ 
4:   if  $V_{\theta_1} \geq V_p$  then
5:     state= $V_{\theta_1}$ 
6:     reward
7:     done=True
8:   else
9:     state= $V_{\theta_1}$ 
10:    reward
11:    done=False
12:   end if
13:
14: else
15:    $\theta = \theta$ 
16:    $V_\theta = V_\theta$ 
17:   if  $V_\theta \geq V_p$  then
18:     state= $V_\theta$ 
19:     reward
20:     done=True
21:   else
22:     state= $V_\theta$ 
23:     reward
24:     done=False
25:   end if
26: end if
27: return state, reward, done
```

La función de paso procesa la acción elegida por el agente. Si la acción es 1, se aumenta el ángulo del contenedor y se compara el volumen resultante del líquido vertido con el volumen objetivo. Si el volumen excede el objetivo, el agente recibe una penalización de -1. De lo contrario, el agente recibe una recompensa de $\frac{1}{V_p - V_{\theta_1} + 1}$. Si la acción es 0, el ángulo del contenedor se mantiene sin cambios y se compara el volumen del líquido vertido con el objetivo. Si el volumen excede el objetivo, el agente recibe una penalización de -1. De lo contrario, el agente recibe una recompensa de $\frac{1}{V_p - V_\theta + 1}$.

5.1.2. Entrenamiento Double Deep Q-Learning con un 10 % fijo en el búfer de repetición y la acción de Boltzmann

Algorithm 2 Double Deep Q-Learning [56].

```

1: Initialize  $Q^A, Q^B, s$ 
2: repeat
3:   Choose  $a$ , based on  $Q^A(s, \cdot)$  and  $Q^B(s, \cdot)$ , observe  $r, s'$ 
4:   Choose (e.g random) either UPDATE(A) or UPDATE(B)
5:   if UPDATE(A) then
6:     Define  $a^* = \operatorname{argmax}_a Q^A(s', a)$ 
7:      $Q^A(s, a) \leftarrow Q^A(s, a) + \alpha(s, a)(r + \gamma Q^B(s', a^*) - Q^A(s, a))$ 
8:   else if UPDATE(B) then
9:     Define  $b^* = \operatorname{argmax}_a Q^B(s', a)$ 
10:     $Q^B(s, a) \leftarrow Q^B(s, a) + \alpha(s, a)(r + \gamma Q^A(s', b^*) - Q^B(s, a))$ 
11:   end if
12:    $s \leftarrow s'$ 
13: until end

```

1. *Construcción de Replay de Experiencia:* Cuando el agente realiza una acción en un estado dado, recibe recompensas e información sobre el entorno. Esta información, conocida como la experiencia del agente, puede ser almacenada y utilizada para actualizar su comprensión del entorno. Cada experiencia puede ser representada como una lista que contiene información sobre el estado, la acción tomada, la recompensa recibida y cualquier observación adicional.
2. La técnica de Replay de Experiencia permite al agente almacenar un número limitado de experiencias en la memoria. Una vez que ha acumulado un número suficiente de experiencias, puede utilizarlas para entrenarse tomando muestras de las experiencias almacenadas en forma de mini lotes. Esta técnica se utiliza ampliamente en muchos estudios y se ha demostrado que es efectiva para mejorar el proceso de aprendizaje [55].
3. *Construcción de la Red Objetivo:* la red objetivo se utiliza para calcular los valores Q estimados con la acción que fue seleccionada de la red (DDQN).
4. *Construcción de la red DDQN:* DDQN se utiliza para seleccionar la mejor acción con el valor máximo de Q en un estado dado.

5.2. Resultados de la implementación de aprendizaje por refuerzo

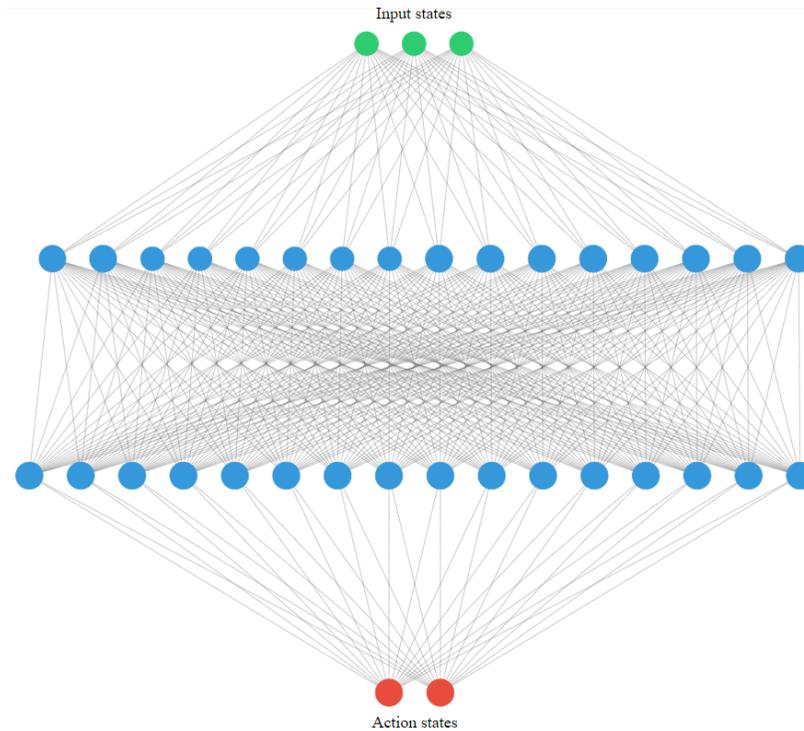


Figura 5.1: Red neuronal. La red neuronal recibe 3 estados de entrada, correspondientes a los últimos 3 volúmenes $V_\theta, V_{\theta-1}, V_{\theta-2}$. Tiene 2 capas ocultas, cada una con 16 neuronas, y 2 neuronas de salida que representan la mejor acción para cada estado.

Se realizó un entrenamiento de 100 episodios, los cuales muestran una tendencia de aprendizaje como se muestra en la figura 5.2. Esta curva de aprendizaje es la acumulación de todas las recompensas obtenidas por el agente durante el entrenamiento. No obstante, aún hay desafíos que deben abordarse, como aumentar el número de episodios de entrenamiento para garantizar que la curva logre una estabilización.

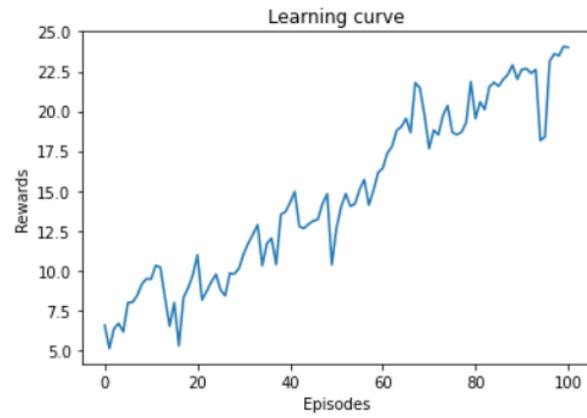


Figura 5.2: Curva de aprendizaje del agente. Entrenamiento con 100 episodios. $\gamma=0.99$ and $V_p = 25ml$.

Capítulo 6

Implementación de un control en un robot UR5

En este capítulo, se presenta el proyecto llevado a cabo durante una estancia de investigación en colaboración con la Hamburg University of Applied Sciences (Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg) en el período del 1 al 30 de mayo de 2023. El objetivo principal del proyecto fue desarrollar la capacidad del robot Husky para reconocer a las personas en una cafetería y servirles café.

El proyecto se estructura en dos subtareas fundamentales. La primera se enfoca en la planificación de una trayectoria para alcanzar la meta deseada, así como en el reconocimiento de personas. Por otro lado, la segunda subtarea se centra en proponer un control en lazo abierto para la muñeca del brazo robótico UR5, con el objetivo de lograr un vertido preciso de líquido. Cabe destacar que el desarrollo del control para el vertido de líquidos se realizó en colaboración con el laboratorio de AtosystemLab, lo que permitió abordar esta tarea desde una perspectiva distinta.



(a)



(b)

Figura 6.1: a) Robot Husky equipado con un brazo robótico UR5. b) Vista lateral de Husky.

6.0.1. Planificación de trayectoria con movebase

ROS (*Sistema Operativo Robótico*) es un entorno de trabajo para el desarrollo de software para robots reconocido en la comunidad robótica debido a su plataforma flexible y modular. En este contexto, ROS ofrece numerosas ventajas, como la posibilidad de establecer comunicación entre diferentes componentes de hardware y software, la estandarización de paquetes que contienen algoritmos y la eficiencia en la recopilación de datos. La utilización de ROS en el diseño experimental no solo agiliza el proceso de desarrollo, sino que también fomenta la colaboración y el intercambio de conocimientos dentro de la comunidad robótica.

El paquete *movebase* en ROS proporciona una interfaz para configurar, ejecutar e interactuar con la pila de instrucciones de navegación del vehículo. Este paquete se encarga de vincular el planificador global y local, así como generar mapas de costos relacionados con los planificadores para representar el entorno. En el experimento realizado, se seleccionó un ambiente semi-controlado en la universidad HAW, que ofrecía suficiente espacio para que el vehículo se moviera. Utilizando el paquete *gmapping*, se creó un mapa de ocupación bidimensional a partir de datos láser y de odometría. Se realizaron diversos recorridos en el entorno para verificar la calidad del mapa generado y su correspondencia con el entorno real. El mapa generado se utiliza en tiempo real

con un sistema de localización probabilístico para actualizar la posición del robot. Además, se utiliza información láser para generar una representación del entorno. El mapa resultante se muestra en la figura 6.2.

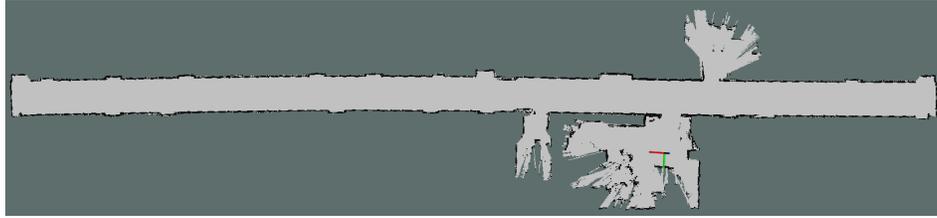


Figura 6.2: Mapa del entorno: el robot se mueve sobre este mundo de cuadrículas, en color gris se muestran las celdas no ocupadas y en color negro las celdas ocupadas por obstáculos.

A partir de los datos láser y el mapa del entorno, se genera una cuadrícula de ocupación en dos dimensiones, conocida como mapa de costos. En esta cuadrícula, se asigna un valor numérico a cada celda para indicar el costo o la dificultad asociada a atravesar esa región. Aunque cada celda puede tener 255 valores diferentes, el paquete utilizado en este caso solo utiliza tres: libre, ocupada o desconocida. Para establecer los costos iniciales, se incrementan los límites del mapa escaneado en función de un radio de inflación, que corresponde a las dimensiones del vehículo. Esto se ilustra en la figura 6.3. El objetivo de esta estrategia es delimitar las zonas de mayor dificultad para la navegación del vehículo en el mapa.

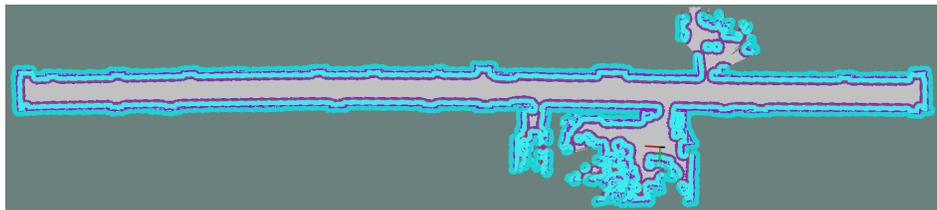


Figura 6.3: Mapa global de costos: el robot se mueve sobre este mundo de cuadrículas, en color gris se muestran las celdas no ocupadas, en color violeta se muestran las celdas ocupadas por obstáculos, en color cian las celdas sin obstáculos reales que se marcan como celdas ocupadas para garantizar que el *footprint* no colisione con las celdas ocupadas por obstáculos y en color azul las celdas donde solo existe una probabilidad de colisionar.

Se estableció un marco de referencia local con el robot en el centro para delimitar la zona donde se detectan cambios en el entorno y se realizan las interacciones locales.

Utilizando los sensores láser, se puede especificar un rango y generar un mapa de costos local. A diferencia del mapa de costos global, que es estático, el mapa de costos local se actualiza en tiempo real. Esto se puede observar en la figura 6.4. El objetivo de tener un mapa de costos local actualizado es proporcionar información más precisa y detallada sobre el entorno cercano al robot durante la navegación.

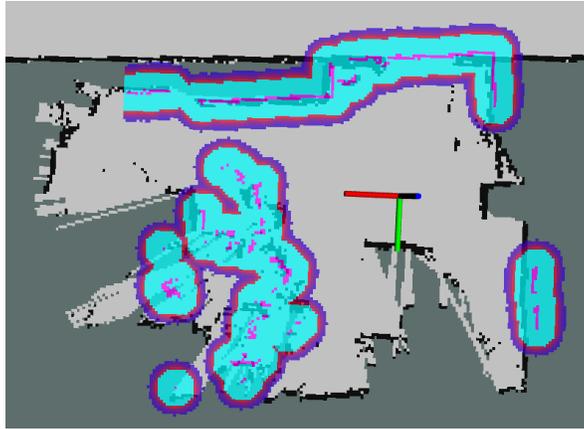


Figura 6.4: Mapa local de costos: el robot se mueve sobre la región delimitada por el rango de sus sensores sobre un mundo de cuadrículas, en color gris se muestran las celdas no ocupadas, en color violeta se muestran las celdas ocupadas por obstáculos, en color cian las celdas sin obstáculos reales que se marcan como celdas ocupadas para garantizar que el *footprint* no colisione con las celdas ocupadas por obstáculos y en color azul las celdas donde solo existe una probabilidad de colisionar.

6.0.2. Detector de personas implementado

Durante la estancia en la HAW, se tuvo acceso a una GPU en la computadora del robot Husky, lo cual permitió entrenar *YOLOv8* utilizando imágenes de los participantes. Este nuevo paquete realiza las mismas tareas al suscribirse a la imagen RGB y publicar el centro de la caja delimitadora o global (bounding box). Además, se desarrolló un paquete para la transformación de coordenadas, que se suscribe al centro de la caja global en píxeles y publica la posición de la persona con respecto al mundo.



Figura 6.5: Visualización del paquete en ROS para la detección de personas usando YOLO. Este paquete permite la publicación en tiempo real de imágenes, donde se resalta en color rojo la caja delimitadora (bounding box) junto con la probabilidad asociada de 91 % de pertenecer a la clase persona.

6.0.3. Segundo enfoque para el vertido de líquidos

El control en lazo abierto es un método en el cual no se utiliza un sistema de retroalimentación para evaluar el valor de salida o, en caso de que exista, este no tiene influencia directa en el valor de entrada. Contrario a eso, la regulación se realiza basándose en la experiencia o en los resultados de mediciones previas. En el control en lazo abierto, el sistema no tiene una retroalimentación para ajustar y corregir automáticamente la salida en función de la entrada actual. En cambio, se establecen valores de entrada predeterminados o se utilizan ajustes predefinidos basados en conocimientos previos o experiencias anteriores. Dado que no se utiliza una medición en tiempo real del valor de salida, este tipo de control puede ser menos preciso y más propenso a errores. Sin embargo, el control en lazo abierto puede ser útil en situaciones donde las condiciones son constantes, predecibles y no es necesario un ajuste continuo [1].

No obstante, el control en lazo abierto exhibe importantes limitaciones. Dado que no cuenta con retroalimentación, este tipo de control carece de la capacidad para corregir errores o contrarrestar perturbaciones en el sistema. Como consecuencia, cualquier desviación del sistema, ya sea producto de variaciones en las condiciones ambientales o de errores en el modelo del sistema, no puede ser corregida de manera inmediata.

El propósito del segundo enfoque es desarrollar una ecuación que facilite el movimiento controlado de la muñeca del robot hacia un ángulo específico y luego regresarla

a su posición inicial durante el vertido del líquido. El objetivo principal es identificar un conjunto de parámetros que minimice o elimine por completo la generación de turbulencia durante este proceso. A continuación se presenta la ecuación propuesta:

$$\theta = \beta e^{-\lambda(t-\alpha)^2} \quad (6.1)$$

donde θ representa la posición de la muñeca en cada instante de tiempo, β representa el ángulo máximo de la muñeca, λ es la amplitud de la curva, α el desfase de la curva y t es el tiempo.

6.0.4. Diseño experimental

Durante la navegación y reconocimiento de personas, el brazo del robot se mantiene en posición de guardado. Esto es debido a que tener el brazo en modo activo mientras el robot se desplaza resulta peligroso debido a la fricción entre las llantas del Husky y el suelo, lo cual puede generar torque en el brazo y comprometer la seguridad del entorno y las personas cercanas. Por lo tanto, una vez que el Husky ha alcanzado su destino, se detiene y se activa el modo *vertido*. En este modo, el robot procede a realizar el vertido de manera controlada. Una vez completada esta tarea, regresa a su modo seguro, garantizando así una operación segura y eficiente. El robot UR5 posee 6 grados de libertad que se representan mediante las siguientes articulaciones: codo, hombro, base, muñeca 1, muñeca 2 y muñeca 3. En el contexto de esta práctica, se mantuvieron todas las articulaciones en una posición fija, excepto la articulación número 3, que corresponde a la muñeca y es la responsable de realizar el vertido.

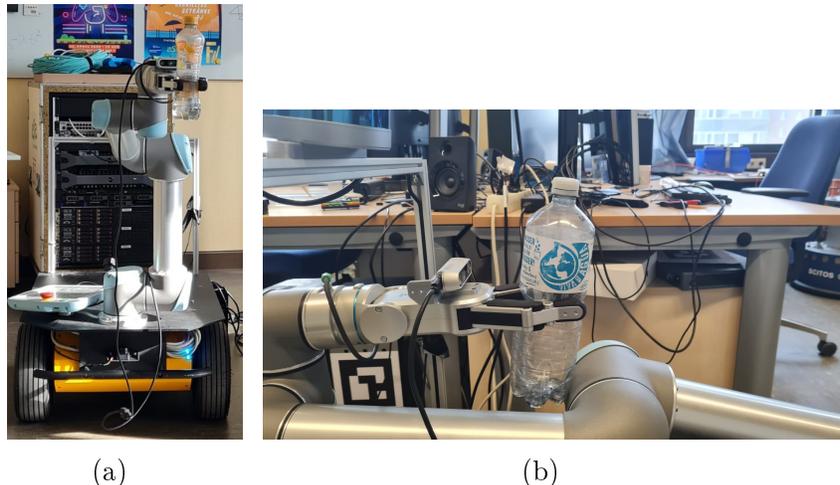


Figura 6.6: Posiciones del robot Husky durante la tarea: a) Husky en posición de vertido, b) Husky en posición de guardado.

El proceso de vertido se lleva a cabo cuando el robot se posiciona estratégicamente frente a una mesa. A continuación, se estableció un marco de referencia local O_L ubicado

en el centro de la base del recipiente, como se muestra en la Figura 6.7 b). En la etapa inicial, la muñeca del robot se coloca en una posición angular de 0° .

La pinza del robot sostiene un contenedor de base cilíndrica que contiene un volumen inicial de líquido. Sobre la superficie de la mesa se coloca otro recipiente destinado a recibir el líquido vertido por el robot. Una báscula se encuentra ubicada en la mesa y se utiliza para registrar con precisión el peso del líquido vertido durante el proceso. Este sistema proporciona una configuración estable y controlada para realizar el vertido de líquidos, permitiendo así un estudio detallado de los parámetros y condiciones que afectan el proceso de vertido.

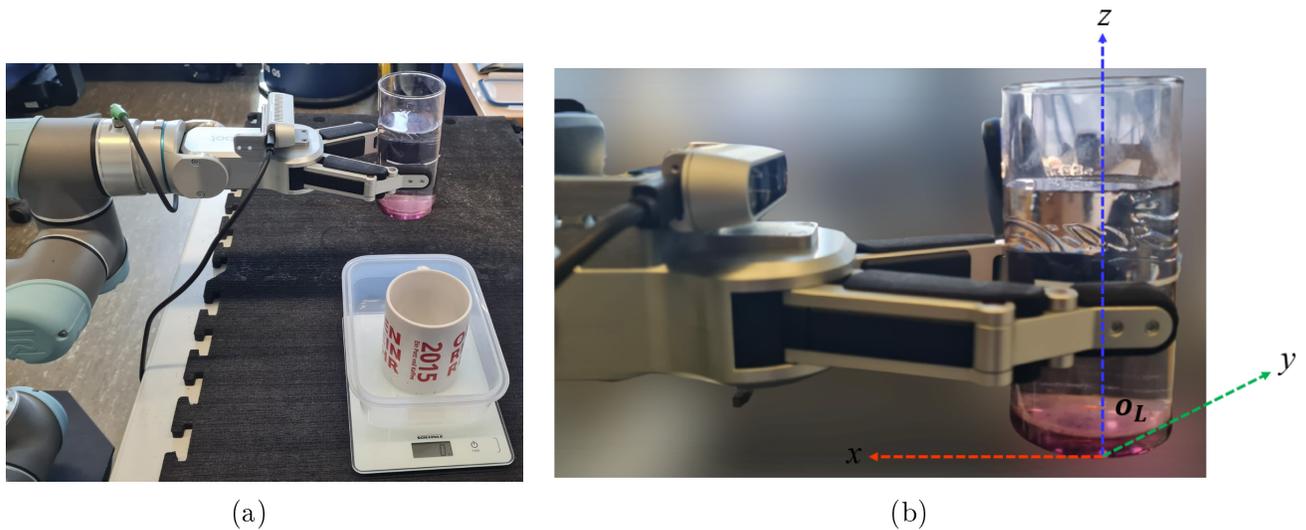


Figura 6.7: Diseño experimental. a) Materiales utilizados para el vertido de líquido. b) Se planteó un marco referencial local O_L ubicado en el centro de la base del recipiente y una posición inicial de 0° para la muñeca.

Para ejecutar la trayectoria del brazo, se utilizó la biblioteca de software de código abierto *MoveIt!*. Esta biblioteca está basada en ROS y ofrece una amplia gama de herramientas y funciones para la planificación, así como, control de movimiento de robots manipuladores.



Figura 6.8: UR5 en posición de vertido.

Para realizar las pruebas, se propusieron los siguientes valores para cada uno de los parámetros de la ecuación 6.1

$\beta(rad)$	β°	λ	α
0.7853	45	0.2	2.0
1.0472	60	0.4	2.5
1.3090	75	0.6	3.0
1.5708	90	0.8	

Tabla 6.1: Conjunto de valores para uno de los parámetros.

6.0.5. Desarrollo experimental

Para cada experimento se considera, el mismo líquido con el mismo volumen. A continuación, el algoritmo realiza una permutación de los valores en cada parámetro, lo que resulta en un total de 48 experimentos. Durante cada experimento, el programa registra una base de datos que contiene los parámetros θ , β , λ , α , t y el volumen vertido correspondiente a cada prueba realizada. Con el objetivo de obtener un análisis detallado, se ha incorporado una categoría adicional en la base de datos. Esta categoría permite registrar si el conjunto de parámetros utilizados en cada prueba genera turbulencia en el líquido. De esta manera, se pueden identificar y evaluar las combinaciones de parámetros que evitan la turbulencia. Este enfoque de registro y análisis de datos permite obtener una visión completa del comportamiento del sistema en diferentes configuraciones de parámetros. Además, proporciona una base sólida para futuros estudios y mejoras en el proceso de vertido de líquidos.



Figura 6.9: Desarrollo experimental del proceso del vertido.

Capítulo 7

Resultados experimentales con un brazo robótico UR5

En la figura 7.1, se presentan cuatro ejemplos ilustrativos de la trayectoria de la muñeca durante el proceso de vertido. La forma de esta trayectoria se describe mediante la ecuación $\theta = \beta e^{-\lambda(t-\alpha)^2}$, donde θ representa la posición de la muñeca en cada instante de tiempo, β denota el ángulo máximo alcanzado por la muñeca, λ indica la amplitud de la curva, α representa el desfase de la curva y t es el tiempo transcurrido.

Estos ejemplos corresponden a una selección de los 48 experimentos realizados, cada uno de ellos empleando un conjunto único de parámetros. De esta manera, se pretende analizar los comportamientos que pueden surgir en el proceso de vertido.

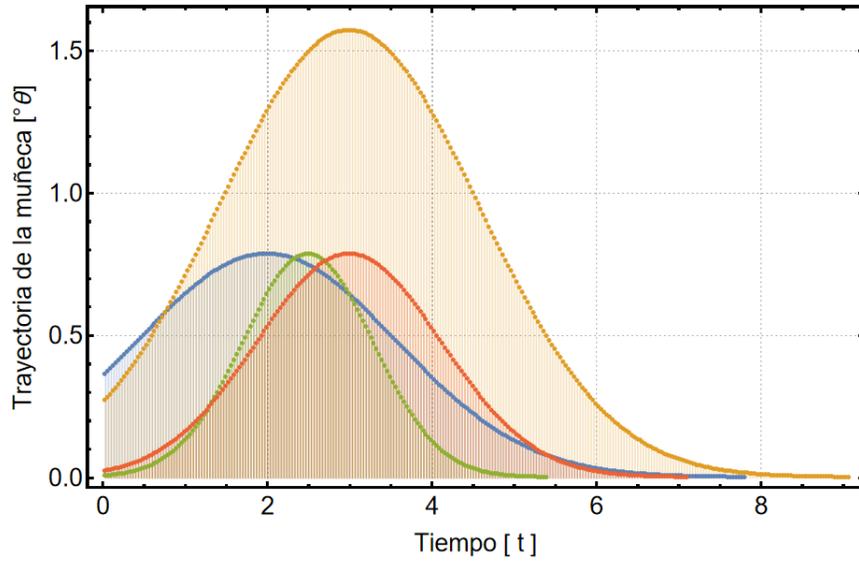


Figura 7.1: Trayectoria de la muñeca durante el proceso de vertido para cuatro ejemplos. Curva azul con parámetros $\alpha = 2.0$, $\beta = 0.7853$, $\lambda = 0.2$. Curva amarilla con parámetros $\alpha = 3.0$, $\beta = 1.5708$, $\lambda = 0.2$. Curva verde con parámetros $\alpha = 2.5$, $\beta = 0.7853$, $\lambda = 0.8$. Curva roja con parámetros $\alpha = 3.0$, $\beta = 0.7853$, $\lambda = 0.4$.

Posteriormente de los 48 experimentos realizados, se identificaron 15 experimentos cuyas combinaciones de valores no generaron turbulencia en el líquido.

Número de experimento	β	α	λ	Peso del líquido vertido
11	1.5708=90°	3.0	0.2	231gr
14	1.3090=75°	2.0	0.4	99gr
15	1.5708=90°	2.0	0.4	221gr
16	0.7853=45°	2.5	0.4	0gr
17	1.0472=60°	2.5	0.4	12gr
18	1.3090=75°	2.5	0.4	98gr
19	1.5708=90°	2.5	0.4	220gr
20	0.7853=45°	3.0	0.4	220gr
23	1.5708=90°	3.0	0.4	219gr
26	1.3090=75°	2.0	0.6	91gr
34	1.3090=75°	3.0	0.6	89gr
35	1.5708=90°	3.0	0.6	209gr
38	1.3090=75°	2.0	0.8	84gr
42	1.3090=75°	2.5	0.8	85gr
46	1.3090=75°	3.0	0.8	84gr

Tabla 7.1: Combinaciones de parámetros donde el movimiento de la muñeca no generó turbulencia en el líquido.

Finalmente, de los 15 experimentos realizados, se seleccionó una combinación de parámetros para realizar 20 experimentos con los mismos parámetros y mismas condiciones iniciales de volumen en el contenedor. Los datos se registraron en la siguiente tabla

Parámetros: $\beta = 1.5708, \alpha = 2.0, \lambda = 0.4$	Volumen vertido
1	215gr
2	216gr
3	216gr
4	215gr
5	220gr
6	218gr
7	215gr
8	215gr
9	212gr
10	219gr
11	226gr
12	221gr
13	234gr
14	221gr
15	234gr
16	222gr
17	222gr
18	222gr
19	223gr
20	224gr

Tabla 7.2: 20 experimentos realizados con la misma combinación de parámetros.

Como parte del análisis estadístico de los datos recolectados de la tabla 7.2, se se calculó el valor esperado del volumen de salida, lo cual nos permite una medida central para evaluar y comparar los resultados obtenidos.

$$E[X] = \sum_{i=1}^n x_i P[X = x_i] = x_1 P[x_1] + x_2 P[x_2] + \dots + x_n P[x_n] \quad (7.1)$$

donde X es el valor del suceso, P es la probabilidad que ocurra el suceso, i es el período de repeticiones del suceso y n el número total de observaciones. Por lo tanto, el valor esperado del volumen de salida es

$$E[X] = 220.5gr \quad (7.2)$$

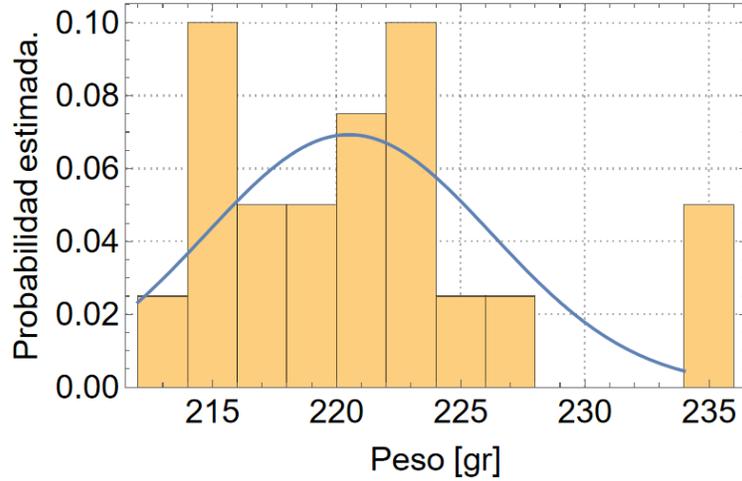


Figura 7.2: Histograma de la distribución de los datos. La curva azul representa la función de la densidad de probabilidad de los datos.

La figura 7.2 muestra que la función de densidad presenta una forma de campana con una simetría con respecto al valor esperado de 220.5gr.

Posteriormente, con el fin de analizar la variabilidad relativa del volumen de salida, se cálculo la incertidumbre porcentual (Figura 7.3), entre el valor experimental V_{exp} del volumen de salida respecto al valor esperado \bar{V} del volumen de salida (Ecuación 7.2).

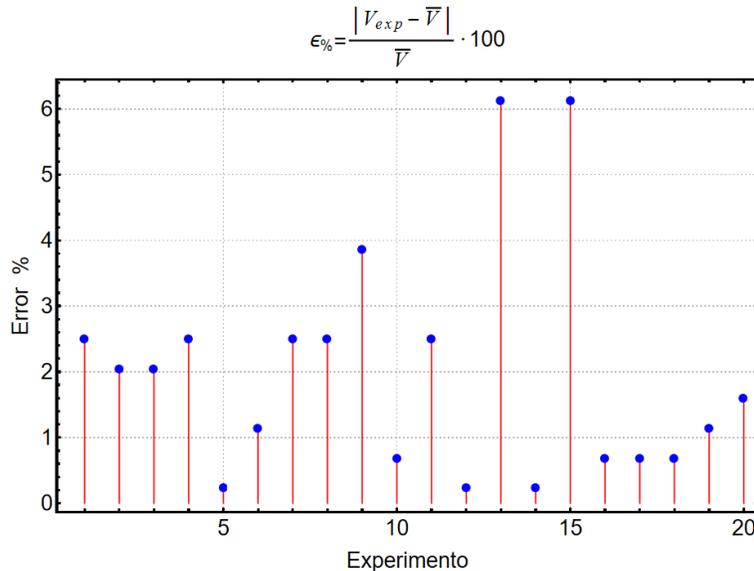


Figura 7.3: La gráfica representa la incertidumbre entre el valor experimental V_{exp} y el valor esperado \bar{V} para cada uno de valores de los 20 experimentos.

Para obtener una medida cuantitativa de la dispersión de los datos recopilados de los 20 experimentos, se realizará el cálculo de la desviación estándar de la siguiente manera

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = 5.90718 \quad (7.3)$$

donde n es el número total de experimentos, \bar{x} es la media aritmética o valor esperado y x es valor del suceso. se puede observar que, a pesar de emplear el mismo conjunto de parámetros y condiciones iniciales en los 20 experimentos, se observa una desviación estándar de $\sigma = 5.90718gr$ respecto al valor esperado en el volumen de salida.

Capítulo 8

Conclusiones

En este trabajo, se propuso un modelo geométrico para verter líquidos basado en la geometría de un recipiente regular de base cilíndrica. El estudio fue enfocado en la forma que adquiere la superficie del líquido cuando el contenedor es inclinado a un ángulo. Se observó que la forma de la superficie es elíptica; lo cual permitió determinar un modelo matemático para describir la cantidad de líquido que se vierte en función del área de dicha elipse. El modelo geométrico propuesto para el vertido de líquido se divide en tres regiones. La primera región se caracteriza por tener volúmenes regulares determinados por las elipses mencionadas; mientras que en la segunda y tercera región los volúmenes son parciales. Esto debido a que en dichas regiones la geometría del recipiente recorta dichas elipses como se describió en el capítulo 4. La transición entre las regiones se da a través de un cambio en el área de la sección transversal. Mediante un modelo matemático propuesto, se estudió el comportamiento del líquido en cada una de las regiones, proporcionando los umbrales de transición entre las regiones. El modelo geométrico se utilizó en el algoritmo de aprendizaje por refuerzo conocido como DDQL (Deep Double Q-Learning), el cual tiene en cuenta la dinámica del fluido en relación al área de la elipse. Este algoritmo se emplea para entrenar al agente y determinar la mejor acción que optimiza el control del vertido. La curva de aprendizaje muestra una tendencia a estabilizarse, pero se requiere de un entrenamiento de más de 100 episodios para lograr una mejora y alcanzar la estabilización deseada en la curva.

Gracias a una colaboración con la Hamburg University of Applied Sciences se llevó a cabo un proyecto que involucraba al robot Husky en la navegación, reconocimiento de personas y servicio de vertido de líquidos en la cafetería universitaria. Para ello, se propuso un enfoque alternativo mediante una nueva ecuación, que consistía en determinar experimentalmente los parámetros α , β y γ de un modelo exponencial, que garantizara un vertido sin turbulencias. Se realizaron un total de 48 experimentos, de los cuales 15 demostraron determinar un conjunto de parámetros exitos al evitar la generación de turbulencia en el líquido. A partir de estos 15 experimentos, se seleccionó uno específico

para realizar 20 pruebas adicionales con esos parámetros. En estos últimos 20 experimentos, se evidenciaba una desviación estándar de $\sigma = 5.90718gr$ respecto a su valor esperado en los volúmenes de salida.

Como trabajo futuro, se pretende llevar a cabo una mayor cantidad de pruebas utilizando los parámetros encontrados, con el objetivo de profundizar en su efectividad y rendimiento. Además, se plantea la posibilidad de explorar el uso de métodos de aprendizaje por refuerzo, los cuales podrían mejorar aún más el desempeño del sistema.

Referencias

- [1] Bruno Siciliano and Oussama Khatib, editors. *Springer Handbook of Robotics*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [2] Giovanni Bermudez. Robots móviles. teoría, aplicaciones y experiencias. *Tecnura*, 5(10):6–17, ene. 2002.
- [3] DS Terracciano, L Bazzarello, A Caiti, R Costanzi, and V Manzari. Marine robots for underwater surveillance. *Current Robotics Reports*, 1(4):159–167, 2020.
- [4] T.B. Asafa, T.M. Afonja, E.A. Olaniyan, and H.O. Alade. Development of a vacuum cleaner robot. *Alexandria Engineering Journal*, 57(4):2911–2920, 2018.
- [5] Minal S. Ghute, Kanchan P. Kamble, and Mridul Korde. Design of military surveillance robot. In *2018 First International Conference on Secure Cyber Computing and Communication (ICSCCC)*, pages 270–272, 2018.
- [6] Qin Zou, Qin Sun, Long Chen, Bu Nie, and Qingquan Li. A comparative analysis of lidar slam-based indoor navigation for autonomous vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(7):6907–6921, July 2022.
- [7] Faruk Seyitoğlu and Stanislav Ivanov. A conceptual framework of the service delivery system design for hospitality firms in the (post-)viral world: The role of service robots. *International Journal of Hospitality Management*, 91:102661, 2020.
- [8] Sascha Brandi, Oliver Kroemer, and Jan Peters. Generalizing pouring actions between objects using warped parameters. In *2014 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 616–621, Nov 2014.
- [9] Lars Kunze and Michael Beetz. Envisioning the qualitative effects of robot manipulation actions using simulation-based projections. *Artificial Intelligence*, 247:352–380, 2017. Special Issue on AI and Robotics.
- [10] Tatiana Lopez-Guevara, Rita Pucci, Nicholas K. Taylor, Michael U. Gutmann, Suhramanian Ramamoorthy, and Kartic Suhr. Stir to pour: Efficient calibration of liquid properties for pouring actions. In *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 5351–5357, 2020.

- [11] Yun Jiang, Marcus Lim, Changxi Zheng, and Ashutosh Saxena. Learning to place new objects in a scene. *The International Journal of Robotics Research*, 31(9):1021–1043, 2012.
- [12] Stephen Miller, Jur van den Berg, Mario Fritz, Trevor Darrell, Ken Goldberg, and Pieter Abbeel. A geometric approach to robotic laundry folding. *The International Journal of Robotics Research*, 31(2):249–267, 2012.
- [13] Zhe Xu and Maya Cakmak. Enhanced robotic cleaning with a low-cost tool attachment. In *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 2595–2601, Sep. 2014.
- [14] Connor Schenck and Dieter Fox. Visual closed-loop control for pouring liquids. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 2629–2636. IEEE, 2017.
- [15] David Paulius, Yongqiang Huang, Jason Meloncon, and Yu Sun. Manipulation motion taxonomy and coding for robots. In *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 5596–5601, Nov 2019.
- [16] Yongqiang Huang, Juan Wilches, and Yu Sun. Robot gaining accurate pouring skills through self-supervised learning and generalization. *Robotics and Autonomous Systems*, 136:103692, 2021.
- [17] Z. Pan and D. Manocha. Motion planning for fluid manipulation using simplified dynamics. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 4224–4231, Oct 2016.
- [18] Chau Do and Wolfram Burgard. Accurate pouring with an autonomous robot using an rgb-d camera. In Marcus Strand, Rüdiger Dillmann, Emanuele Menegatti, and Stefano Ghidoni, editors, *Intelligent Autonomous Systems 15*, pages 210–221, Cham, 2019. Springer International Publishing.
- [19] Pedro Piacenza, Daewon Lee, and Volkan Isler. Pouring by feel: An analysis of tactile and proprioceptive sensing for accurate pouring. In *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 10248–10254, 2022.
- [20] Jeeangh Reyes-Montiel., Antonio Marin-Hernandez., and Sergio Hernandez-Mendez. A geometric approach for partial liquids’ pouring from a regular container by a robotic manipulator. In *Proceedings of the 19th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics - ICINCO.,*, pages 688–694. INSTICC, SciTePress, 2022.
- [21] Zherong Pan, Chonhyon Park, and Dinesh Manocha. Robot motion planning for pouring liquids. In *ICAPS*, pages 518–526, 2016.
- [22] Wisnu Aribowo, Takahito Yamashita, and Kazuhiko Terashima. Integrated trajectory planning and sloshing suppression for three-dimensional motion of liquid container transfer robot arm. *J. Robot.*, 2015, jan 2015.

- [23] Jan Jaap R. van Assen, Pascal Barla, and Roland W. Fleming. Visual features in the perception of liquids. *Current Biology*, 28(3):452–458.e4, 2018.
- [24] Akihiko Yamaguchi and Christopher G. Atkeson. Stereo vision of liquid and particle flow for robot pouring. In *2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pages 1173–1180, Nov 2016.
- [25] Hongzhuo Liang, Shuang Li, Xiaojian Ma, Norman Hendrich, Timo Gerkmann, Fuchun Sun, and Jianwei Zhang. Making sense of audio vibration for liquid height estimation in robotic pouring. In *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 5333–5339, Nov 2019.
- [26] Hongzhuo Liang, Chuangchuang Zhou, Shuang Li, Xiaojian Ma, Norman Hendrich, Timo Gerkmann, Fuchun Sun, Marcus Stoffel, and Jianwei Zhang. Robust robotic pouring using audition and haptics. In *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 10880–10887, 2020.
- [27] Hairui Zhu and Yuji Yamakawa. Robotic pouring based on real-time observation and visual feedback by a high-speed vision system. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 34(5):965–974, 2022.
- [28] Gautham Narasimhan, Kai Zhang, Ben Eisner, Xingyu Lin, and David Held. Self-supervised transparent liquid segmentation for robotic pouring. In *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4555–4561, 2022.
- [29] Carolyn Matl, Robert Matthew, and Ruzena Bajcsy. Haptic perception of liquids enclosed in containers. In *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 7142–7149, Nov 2019.
- [30] Baris E. Perk and J. J. E. Slotine. Motion primitives for robotic flight control, 2006.
- [31] Minija Tamosiunaite, Bojan Nemec, Aleš Ude, and Florentin Wörgötter. Learning to pour with a robot arm combining goal and shape learning for dynamic movement primitives. *Robotics and Autonomous Systems*, 59(11):910–922, 2011.
- [32] Monroe Kennedy, Kendall Queen, Dinesh Thakur, Kostas Daniilidis, and Vijay Kumar. Precise dispensing of liquids using visual feedback. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 1260–1266, 2017.
- [33] Zherong Pan and Dinesh Manocha. Feedback motion planning for liquid pouring using supervised learning. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 1252–1259, 2017.
- [34] Tamim Asfour, Pedram Azad, Florian Gyarfas, and Rüdiger Dillmann. Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in humanoid robots. *International Journal of Humanoid Robotics*, 5(02):183–202, 2008.

- [35] Dandan Zhang, Qiang Li, Yu Zheng, Lei Wei, Dongsheng Zhang, and Zhengyou Zhang. Explainable hierarchical imitation learning for robotic drink pouring. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 19(4):3871–3887, 2022.
- [36] Chau Do, Camilo Gordillo, and Wolfram Burgard. Learning to pour using deep deterministic policy gradients. In *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 3074–3079, 2018.
- [37] Timothy P. Lillicrap, Jonathan J. Hunt, Alexander Pritzel, Nicolas Heess, Tom Erez, Yuval Tassa, David Silver, and Daan Wierstra. Continuous control with deep reinforcement learning, 2015.
- [38] Homayoun Moradi, Mehdi Tale Masouleh, and Behzad Moshiri. Robots learn visual pouring task using deep reinforcement learning with minimal human effort. In *2021 9th RSI International Conference on Robotics and Mechatronics (ICRoM)*, pages 504–510, 2021.
- [39] Tatiana López Guevara, Nicholas K Taylor, Michael U Gutmann, Subramanian Ramamoorthy, and Kartic Subr. Adaptable pouring: Teaching robots not to spill using fast but approximate fluid simulation. In *Proceedings of the Conference on Robot Learning (CoRL)*, volume 2, 2017.
- [40] Chenyu Dong, Masaru Takizawa, Shunsuke Kudoh, and Takashi Suehiro. Precision pouring into unknown containers by service robots. In *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 5875–5882, 2019.
- [41] Akihiko Yamaguchi, Christopher G Atkeson, and Tsukasa Ogasawara. Pouring skills with planning and learning modeled from human demonstrations. *International Journal of Humanoid Robotics*, 12(03):1550030, 2015.
- [42] M. Kaneko, Y. Sugimoto, K. Yano, and K. Terashima. Supervisory control of pouring process by tilting-type automatic pouring robot. In *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No.03CH37453)*, volume 3, pages 3004–3009 vol.3, 2003.
- [43] Takaaki Tsuji and Yoshiyuki Noda. High-precision pouring control using online model parameters identification in automatic pouring robot with cylindrical ladle. In *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 2563–2568, 2014.
- [44] Yuta Sueki and Yoshiyuki Noda. Development of flow rate feedback control in tilting-ladle-type pouring robot with direct manipulation of pouring flow rate. In *ICINCO*, 2019.
- [45] Qiang Zang, Jie Huang, and Zan Liang. Slosh suppression for infinite modes in a moving liquid container. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 20(1):217–225, 2015.

- [46] Yoshiyuki Noda and Kazuhiko Terashima. Falling position control of outflow liquid for automatic pouring system with tilting-type ladle. *IFAC Proceedings Volumes*, 40(11):53–58, 2007. 12th IFAC Symposium on Automation in Mining, Mineral and Metal Processing.
- [47] Yoshiyuki Noda and Kazuhiko Terashima. Nonlinear modeling with hydrodynamics and flow control using inverse pouring dynamics of tilting-ladle-type automatic pouring process. In *Proceedings of the 67th World Foundry Congress*, volume 207, pages 1–10, 2006.
- [48] R Castilla, Pedro Javier Gamez-Montero, G Raush, M Khamashta, and E Codina. Numerical study of impingement location of liquid jet poured from a tilting ladle with lip spout. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 48(2):1390–1399, 2017.
- [49] Victor L Streeter, E Benjamin Wylie, Keith W Bedford, Juan G Saldarriaga, et al. *Mechanics of fluids*. Technical report, McGraw-Hill, 1988.
- [50] Horace Lamb. *Hydrodynamics*. University of Florida, 1945.
- [51] Bassem H Merle C. Potter, David C. Wingert. *Mechanics of fluids*. *CENGAGE learning*, 2012.
- [52] Armando Gallegos Muñoz. *Mecánica de fluidos 2*. In *Universidad de Guanajuato*.
- [53] C. Gherardelli. *Mecánica de fluidos*. In *Universidad de Chile*.
- [54] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto. *Reinforcement Learning: An Introduction*. The MIT Press, second edition, 2018.
- [55] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A Rusu, Joel Veness, Marc G Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K Fidjeland, Georg Ostrovski, et al. Human-level control through deep reinforcement learning. *nature*, 518(7540):529–533, 2015.
- [56] Hado Hasselt. Double q-learning. In J. Lafferty, C. Williams, J. Shawe-Taylor, R. Zemel, and A. Culotta, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 23. Curran Associates, Inc., 2010.