

Jornadas de Automática

Covarianza dinámica con sensor Doppler para la estimación de errores no sistemáticos

Jonay Toledo^{a,*}, Alexis Rodriguez^a, Bibiana Fariña^a, David Abreu^a, Leopoldo Acosta^a

^aDpto. de Ing. Informática y de Sistemas, Cmno San Francisco de Paula 19, ESIT, 38203, La Laguna, Santa Cruz de Tenerife, España

To cite this article: Toledo, J., Rodriguez, A., Fariña, B., Abreu, D., Acosta, L. 2024. Dynamic covariance with Doppler sensor for estimation of non-systematic errors. *Jornadas de Automática*, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10946>

Resumen

Una de las claves de una navegación segura para un robot móvil es el sistema de localización. Este tiene que obtener una posición lo más precisa posible en el entorno del robot. Para conseguir esto, se utiliza una combinación de sensores diferentes para mejorar el resultado global de la localización, caracterizando cada medida con su precisión. Uno de los sensores más importantes para ello es la odometría, sin embargo es muy difícil caracterizar la precisión del sistema odométrico en tiempo real. En este artículo se presenta un sensor basado en efecto Doppler ultrasónico para realizar una medida de validación del resultado del sensor odométrico y de esta forma ajustar la covarianza de este dinámicamente. El sensor se valida en un experimento en la sección 5, donde se produce un error no sistemático, consiguiendo una localización final más precisa.

Palabras clave: Robots Móviles, localización, Filtrado de Kalman, Fusión Sensorial

Dynamic covariance with Doppler sensor for estimation of non-systematic errors

Abstract

One of the keys to safe navigation for a mobile robot is the localization system. This has to obtain a pose that is as precise as possible. To achieve this, a combination of different sensors is used to improve the overall location result, characterizing each measurement with its precision. One of the most important sensors for this is odometry, however it is very difficult to characterize the accuracy of the odometric system. This article presents a sensor based on the ultrasonic Doppler effect to carry out a validation measure of the result of the odometric sensor and in this way adjust its covariance dynamically. The sensor is validated in a experiment in section 5 obtaining a more accurate final localization.

Keywords: Mobile robots, localization, Kalman Filtering, Sensor Fusion.

1. Introducción

Los robots móviles tienen la capacidad de moverse en entornos de forma autónoma gracias a una serie de sensores que pueden ser instalados tanto en el propio robot, como fuera del mismo. Utilizando este conjunto de sensores, el robot debe ser capaz de completar las tareas básicas de Localización, Detección de obstáculos y Navegación. Estas tareas tienen una estructura piramidal, basándose cada una de ellas en la tarea anterior. En este caso es necesario un buen sistema de localización para que el robot realice su tarea con éxito.

Cada sensor tiene sus puntos fuertes y sus puntos débi-

les, y solo la combinación de estos, puede llevar a un módulo de localización preciso en condiciones reales. Uno de los sensores claves del sistema de localización es la odometría. En la configuración más habitual, se utiliza un sistema de codificadores ópticos rotatorios acoplados a cada actuador del robot para medir el movimiento de este actuador. Integrando los movimientos medidos en intervalos de tiempo pequeño, se puede reconstruir completamente la posición final del robot Toledo et al. (2018). Es un sensor preciso, económico y sencillo de interpretar y procesar, sin embargo su principal limitación es que la posición se calcula incrementalmente, con lo que los

errores que se van generando en la estimación del movimiento de las ruedas, se van acumulando y terminan generando un error muy grande.

Los errores generados por el sensor odométrico se pueden agrupar en dos categorías, errores sistemáticos y errores no sistemáticos. Los errores sistemáticos son los que ocurren de manera continua, debido a una mala calibración de los parámetros (radios y distancia entre ruedas), o a un ruido en la medida, suelen ser errores no muy grandes y se pueden minimizar notablemente a través de la calibración. Los errores no sistemáticos ocurren de forma imprevista y suelen ser de una magnitud muy elevada; son difíciles de predecir e incluso de detectar Fariña et al. (2024).

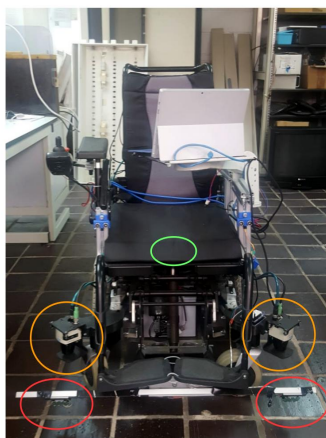


Figura 1: La silla de ruedas inteligente con el conjunto de sensores, incluyendo el telémetro laser (naranja), el sensor de medida inercial (verde) y los sensores Doppler (rojo).

Una de las técnicas de fusión sensorial más empleadas son los filtros de Kalman, Kalman (1960), Huang et al. (2019) y sus variantes. La idea tras los filtros es utilizar un estimador estadístico, que a través de la información de múltiples sensores, obtenga una posición más precisa que el mejor de los sensores por separado. Uno de los pasos clave en el filtro es caracterizar la precisión de cada uno de los sensores a través de su covarianza instantánea. De esta manera un sensor con una covarianza de 0 implica que la medida es perfecta, a medida que disminuye la precisión, aumenta la covarianza de la medida, generando una gaussiana más ancha. De esta manera el filtro solo tiene que tomar en cuenta esta covarianza a la hora de pesar la importancia final de cada medida en ese instante.

En concreto en este artículo nos centraremos en el diseño de un sistema de localización para una silla de ruedas inteligente (Figura 1). La silla ha sido diseñada para transportar a personas con un grado severo de discapacidad, permitiendo el movimiento autónomo de estos usuarios, que de otra forma no tendrían la posibilidad de moverse sin la ayuda de otra persona. La silla de ruedas es controlada por el usuario indicando el destino final, mientras que el sistema de navegación y localización, decidirán y ejecutarán la ruta óptima para llevar a la silla a su destino final. Los sensores permiten reconstruir el entorno y detectar obstáculos Arnay et al. (2018) para conseguir una navegación autónoma segura. La silla de ruedas cuenta con el siguiente conjunto de sensores:

Odometría: En el caso del prototipo, la resolución del encoder es de 8.800 pulsos por vuelta con una resolución de 0.04 grados. Con un diámetro de rueda promedio de 0.32 metros, obtenemos una resolución de movimiento de 0.1 milímetros.

Telémetro láser: El telémetro láser permite capturar un perímetro de medida, indicando la distancia más cercana a cada punto. Concretamente se trata de dos sensores Sick TiM 551, con una distancia máxima de 10 metros, una resolución angular de 1 grado y un ángulo de visión de 270 grados. Utilizando dos barridos láser consecutivos, se puede calcular el movimiento relativo del robot Censi (2008).

Unidad de medida inercial (IMU): Se utiliza un sensor MPU9250, que consiste en un acelerómetro, un magnetómetro y un giroscopio, integrados en el mismo circuito. Se utilizará solo el giroscopio, concretamente el que mide el eje de giro z ya que el magnetómetro es demasiado ruidoso.

El sensor odométrico es la base del sistema de localización, sin embargo estimar su precisión plantea múltiples problemas. El sistema solo mide el movimiento de las ruedas, sin embargo, si estas están deslizando o se está produciendo algún otro tipo de error, el movimiento de las ruedas no corresponderá con el movimiento del robot, esto debería quedar reflejado en la covarianza de la odometría y aumentar al detectar el error. El sistema clásico utiliza un valor de covarianza estática, como medida promedio de la precisión de la odometría. Sin embargo, esto puede sobreestimar el efecto de la odometría en el algoritmo de fusión sensorial cuando hay un error, por ejemplo un derrape, y subestimarla cuando funciona correctamente. De esta manera es interesante poder conocer dinámicamente la precisión del sensor. Para este propósito, en este artículo se presenta un nuevo sensor para estimar la precisión en tiempo real del sensor odométrico.

2. Estado del Arte

Uno de los algoritmos más utilizados para la fusión sensorial son los filtros de Kalman donde la información que proporciona cada sensor es pesada en función a su covarianza Kubelka et al. (2015) Alatisse and Hancke (2017). La fusión de la información produce un resultado mejor que cada sensor individual. La covarianza de cada sensor depende en las propias características de este, y muchas veces simplemente se fija a un valor fijo prefijado a mano Ravikumar et al. (2011).

El uso de una covarianza dinámica, que represente en tiempo real la precisión del sensor puede mejorar sensiblemente el resultado final de la fusión sensorial, ya que el filtro tomará en cuenta el estado real del sensor en cada instante Fariña et al. (2023). Esto se encuentra en la literatura, como en Barrios et al. (2016) donde se integra el uso de múltiples sensores utilizando un filtro de Kalman y un esquema basado en covarianza dinámica. En Michaelis et al. (2017) presenta un sistema de asistencia a la conducción utilizando múltiples sensores caracterizados por una covarianza dinámica. En Fariña et al. (2020) se presenta un sistema doppler de microondas para estimar la covarianza de la odometría, pero la precisión de la estimación es muy baja.

Las sillas de ruedas inteligentes, son un caso concreto de robot autónomo y existe una amplia literatura sobre ellas. La principal característica de una silla de ruedas inteligente es

que prima la seguridad. Han sido diseñadas para transportar a personas con un alto grado de vulnerabilidad con lo que cada movimiento debe ser cómodo y seguro. En Faria et al. (2014) se presenta una descripción de diferentes prototipos de sillas de ruedas inteligentes incluyendo una descripción de la tecnología y sus interfaces persona computador. En Leaman and La (2017) se presenta una revisión de 2017 sobre los distintos proyectos de sillas de ruedas inteligentes. El sistema sensorial utilizado mayoritariamente consiste en la odometría, telémetros laser, IMU y cámaras para visión por computador, fusionando esta información para obtener una localización lo más precisa posible.

Trabajos previos utilizan diferentes técnicas para la fusión de la información sensorial y así mejorar la precisión de la localización en tiempo real. En el caso de sillas de ruedas inteligentes, una localización precisa es el primer paso para una navegación segura y cómoda para los usuarios. En este artículo, se presenta una propuesta para el cálculo de una covarianza dinámica para el sensor odométrico, lo que permite mejorar la precisión de la localización final, en comparación con el esquema clásico de covarianza estática prefijada. De esta manera se puede utilizar una covarianza pre-calculada para afrontar los errores sistemáticos, y aumentar la covarianza cuando se detecten los errores no sistemáticos y disminuir la importancia a la odometría durante la fusión de otros sensores.

3. Sistema Doppler

El efecto Doppler es el fenómeno por el cual la frecuencia percibida de una onda cambia, cuando el emisor o foco de ondas, posee un movimiento relativo con el receptor según la ecuación 1.

$$f_d = \left(\frac{c \pm v_r}{c \pm v_s} \right) f_0 \quad (1)$$

donde c es la velocidad de propagación de la onda en el medio, v_r es la velocidad del receptor, v_s la velocidad de la fuente, f_0 la frecuencia original de la señal emitida por la fuente y f_d la frecuencia recibida por el receptor.

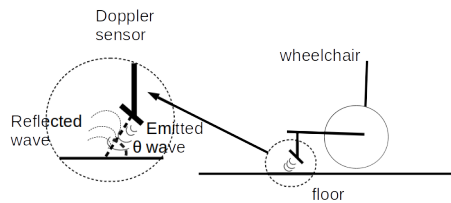


Figura 2: Esquema de funcionamiento del sensor Doppler.

Utilizando este efecto se puede estimar la velocidad de movimiento de un sistema con respecto al suelo. Para lograr esto es necesario configurar el sensor Doppler en una configuración donde se enfoca la emisión de la señal como un ángulo concreto θ figura 2 donde el emisor y el receptor se encuentran en el mismo robot. Parte de la señal emitida se recibe de nuevo en el receptor tras reflejarse en el suelo. La señal reflejada es afectada por el efecto Doppler. En este caso el comportamiento viene caracterizada por la ecuación 2, donde v es la velocidad de movimiento del robot con respecto al suelo.

$$\Delta f = f_d - f_0 = \frac{2v}{c - v} f_0 = \frac{2v}{c - v} f_0 \cos(\theta) \quad (2)$$

Para simplificar las ecuaciones se puede asumir que la velocidad de propagación en el medio c es mucho mayor que la velocidad a la que se mueve el objeto v con lo que se simplifica el cálculo de la velocidad de avance (ecuación 3).

$$\begin{aligned} c &\gg v \\ \Delta f &\approx f_0 \frac{2v}{c} \cos(\theta) \\ v &= \frac{c \Delta f}{2 f_0 \cos(\theta)} \end{aligned} \quad (3)$$

En el caso de estudio la señal emitida y recibida comparten el mismo medio de transmisión. Cuando dos ondas se encuentran en un punto o una región del espacio, el resultado es una nueva onda cuya perturbación es la suma de las perturbaciones de las dos ondas originales. En el caso de ondas armónicas, se denomina interferencia al resultado de la superposición de dos o más ondas. Cuando dos trenes de ondas de similar amplitud pero frecuencias ligeramente diferentes coinciden en el espacio, dan lugar a una nueva onda combinada con aumentos o disminuciones periódicas de intensidad que se denominan batidos o pulsaciones. La figura 3 representa este efecto, donde la señal recibida queda indicada con el trazo azul, la diferencia de frecuencia entre la señal emitida f_0 y la señal recibida f_d se especifica en el trazo verde, y la envolvente de la señal en el trazo rojo.

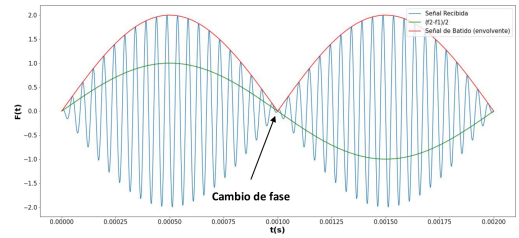


Figura 3: Batido, resultado de la combinación de 2 ondas.

$$\begin{aligned} F(t) &= \sin(2\pi f_1) - \sin(2\pi f_2) = \\ &= 2 \cos\left(2\pi \frac{f_1+f_2}{2}\right) \sin\left(2\pi \frac{f_1-f_2}{2}\right) = \\ &= 2 \cos(2\pi f_c) \sin(2\pi f_m) \\ f_c &= \frac{f_1+f_2}{2}; \quad f_m = \frac{f_1-f_2}{2} \end{aligned} \quad (4)$$

La señal resultante tiene gran similitud con una señal modulada en AM (Amplitud Modulada) con lo que se pueden utilizar técnicas de demodulación para obtener la frecuencia Doppler de desplazamiento. De esta manera, obteniendo la envolvente de la señal se puede calcular esta frecuencia y por tanto la velocidad de movimiento del sistema. La señal AM recibida (proveniente de la perturbación de la señal emitida y la reflejada por el suelo) viene descrita en la ecuación 4, donde aplicando razones trigonométricas básicas se puede convertir la resta de \sin en producto de \sin y \cos . Este producto tiene la misma estructura que una señal modulada en AM, donde f_c es la frecuencia de la portadora, que es una frecuencia alta al ser el promedio de la frecuencia de la señal emitida por el sensor Doppler f_0 y la frecuencia de la señal recibida tras el rebote en el suelo f_d . El otro término es la frecuencia de la onda moduladora f_m , una frecuencia baja al ser la diferencia entre la frecuencia emitida y la frecuencia recibida tras la reflexión en

el suelo. Este es el valor que queremos obtener, ya que es proporcional al desplazamiento de frecuencia Doppler entre señal emitida y recibida Δf .

De esta manera, obteniendo la envolvente de la señal modulada, y calculando su frecuencia f_m se obtiene la frecuencia de desplazamiento Doppler f_D y se puede calcular la velocidad de avance del robot aplicando directamente la ecuación 5 que asocia ambas frecuencias. La frecuencia de desplazamiento Doppler f_D es el doble de la frecuencia de la señal moduladora. Combinando la ecuación 3 y la 5 a partir de la obtención de la frecuencia de la envolvente de la señal, se obtiene directamente la velocidad de movimiento del robot v .

$$f_D = 2f_m = f_1 - f_2 = f_d - f_0 \tag{5}$$

$$v = \frac{cf_D}{2f_0 \cos(\theta)}$$

La tabla 1 muestra una estimación de la precisión de la medida de velocidad en función de la tecnología empleada en el sistema Doppler. Como se aprecia la tecnología puede marcar sensiblemente la resolución de medida de un sistema Doppler. En este caso para un sistema de microondas, aunque tiene una frecuencia de emisión muy alta, solo genera una variación de 49,6 Hz por m/s. Teniendo en cuenta la dificultad de medir con precisión frecuencias tan bajas, interesa cambiar la tecnología para mejorar la precisión. En un sistema de Ultrasonidos, debido a la velocidad de traslación de la onda sonora, se pueden conseguir frecuencias de desplazamiento Doppler de como mínimo de 171 Hz para el ultrasonido más básico de 40 Khz de frecuencia de emisión, y si se utilizan ultrasonidos de alta frecuencia se puede llegar a medir hasta 1280 Hz, con lo que se tiene una alta resolución de medida siendo capaz de medir con precisión la velocidad de desplazamiento.

Tabla 1: Frecuencia Doppler en función de la variación de la frecuencia de emisión.

Sensor	f_0 Hz	v m/s	θ rad	c m/s	Δf Hz
Microondas	10×10^9	1	$\pi/4$	299×10^6	49,6
Ultrasonido	40×10^3	1	$\pi/4$	330	171,41
Ultrasonido	80×10^3	1	$\pi/4$	330	342,83
Ultrasonido	300×10^3	1	$\pi/4$	330	1281,76

Existen dispositivos comerciales de bajo coste que implementan un sistema de medida de velocidad doppler como el sensor HB-100 que implementa un esquema clásico de recepción y demodulación de la señal reflejada. Se trata de un radar de radiofrecuencia de 10.525 Ghz. El modulo consiste en un oscilador dieléctrico, un mezclador de microondas y una antena. Este sensor se ha utilizado en aplicaciones similares Fariña et al. (2020) pero adolece baja precisión al usar microondas como medio de emisión de señal.

4. Velocímetro Doppler con ultrasonidos

Vistas las características que puede aportar un sistema de medida Doppler ultrasónica y la precisión que puede ser obtenida, en este trabajo se ha desarrollado un prototipo de medidas Doppler sobre ondas ultrasónicas. Se ha partido del sensor comercial de bajo coste HCSR04, un sistema diseñado para realizar medidas de distancia a través del envío de un pulso

ultrasonico y el cómputo del tiempo en el que se recibe el eco del mismo. Este sistema incluye los transductores de envío y recepción, un pequeño microcontrolador, la electrónica de amplificación y se puede utilizar como base para mejorar los resultados de medida u otras opciones Abreu et al. (2021).

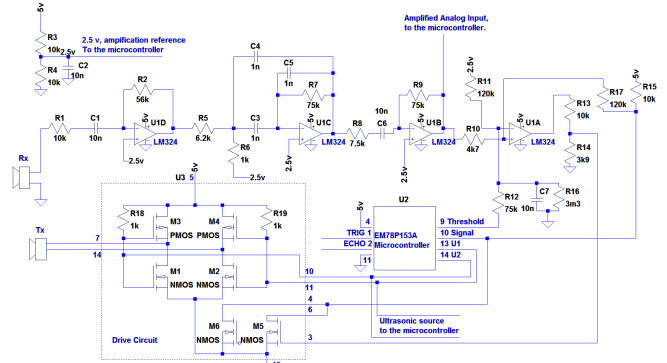


Figura 4: Esquema del sensor de distancia ultrasónico HCSR04.

En la figura 4 se puede ver el esquema del circuito del HCSR04, donde la señal recibida por el transductor de entrada es amplificada a través de varios amplificadores sintonizados para elevar su nivel de voltaje. Esa señal llega al microcontrolador una vez pasada por un comparador cuadrador de señal como detector de la llegada de un pulso ultrasónico. La generación de la onda ultrasonica se realiza a través de un puente en H con transistores MOSFET y es generada directamente por el microcontrolador.

Utilizando este esquema se ha eliminado el microcontrolador de control, ya que el microcontrolador del HCSR04 no es reprogramable y viene programado de fábrica. El circuito de adaptación de señales se ha conectado a un microcontrolador Arduino y una electrónica desarrollada específicamente para poder ser utilizada como interfaz Doppler (figura 5). Los ultrasonidos se generaran directamente a través de una señal de onda sinusoidal modificada generada por el microcontrolador Arduino en 40Khz, que tras pasar por el transductor lineal se convierte prácticamente en una onda sinusoidal pura.

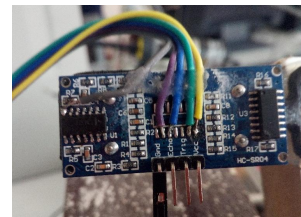


Figura 5: Sensor Doppler de bajo coste basado en un ultrasonido HCSR04.

Cuando se emite esta señal sobre una superficie en movimiento y se captura su reflejo, tras las etapas de amplificación del sensor HCSR04 se obtiene la señal modulada esperada, tal y como muestra la figura 6. En este caso se ha utilizado una lijadora de banda como banco de pruebas para generar distintas velocidades conociendo la velocidad de avance de la cinta a través de un encoder incremental acoplado a ella. Esto permitirá medir con precisión la velocidad de forma cómoda y precisa y caracterizar el sensor Doppler (figura 7)

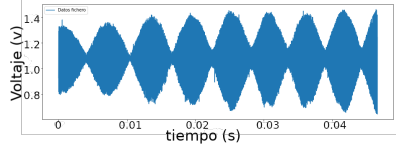


Figura 6: Onda recibida en el banco de pruebas incluyendo la frecuencia Doppler modulada en la señal base.

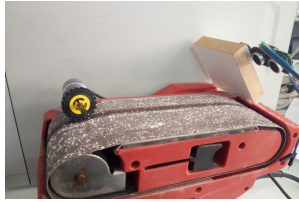


Figura 7: Banco de pruebas para caracterizar el sensor.

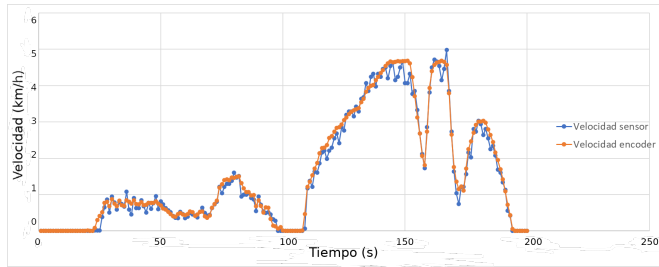


Figura 8: Resultados en el banco de pruebas.

En la figura 8 podemos ver un resultado de la medida de velocidad en el banco de pruebas. La señal recibida tal y como se muestra en la figura 6 es demodulada a través de un detector de envolvente con un diodo y un filtro paso-baja amplificado. De esta manera se consigue una señal que incluye la envolvente. Esta señal se convierte en una señal cuadrada de 0-5v a través de un comparador. Arduino se utiliza para contar el número de pulsos en un intervalo de tiempo y así obtener la frecuencia de trabajo. En el caso de que la frecuencia de la señal disminuya, se cambia automáticamente la forma de medir esta, realizando una medida del ancho de pulso. Medir anchos de pulso es más preciso para frecuencias bajas, ya que el número de pulsos por segundo se reduce demasiado para tener una medida fiable contando el número de pulsos por segundo. La frecuencia en la que se cambia el método de medida es de 10 Hz. Como se puede apreciar, en la figura 8 la señal de velocidad medida con el sensor Doppler sigue de manera adecuada y bastante precisa a la señal generada con el encoder, siguiendo las variaciones de velocidad aplicadas en la cinta.

5. Resultados

En este artículo se utiliza el sistema de medida Doppler ultrasónico para medir la velocidad de la silla de ruedas de manera alternativa a como lo hace la odometría. Si la velocidad de movimiento capturada por el sensor de efecto Doppler es distinta a la que nos proporciona la odometría, se aumentará la covarianza de la odometría indicando la posibilidad de

encontrarnos frente a un error no sistemático en la odometría. Al elevar la covarianza, el Filtro de Kalman que se encarga de fusión la información, dará menos importancia a la odometría frente a otros sensores, como Lidar o giróscopo, con lo que el resultado final de la localización mejorará. La forma de realizar este cálculo es a través de la ecuación 6 donde K representa un factor de ajuste para que sea del mismo orden de magnitud que el resto de varianzas.

$$Var = K(Vel_{Dop} - Vel_{odom}) \quad (6)$$

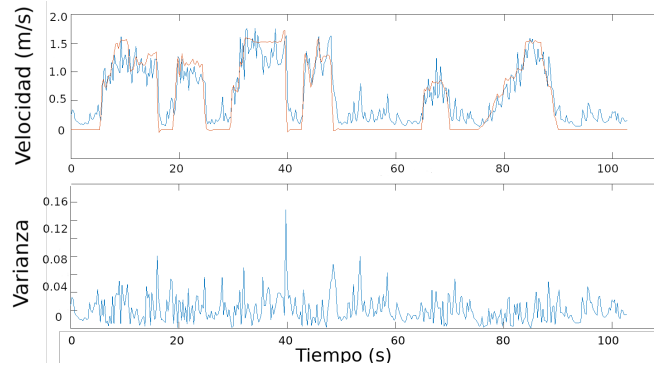


Figura 9: Resultados en el robot. a) Velocidad del sensor odométrico frente al Doppler. b) Varianza calculada como diferencia de velocidades.

En la figura 9 a) se puede apreciar el comportamiento del sistema de medición Doppler, junto con la información capturada por los encoders de la silla de ruedas inteligente. Como se puede apreciar, los dos sensores aproximan la velocidad final de manera similar. En la figura 9 b) se muestra la varianza de la velocidad de avance calculada como la diferencia entre el valor de las medidas de los dos sensores. Como hay correlación entre los dos sensores, la varianza es baja y se puede asumir que los datos de la odometría son precisos.

En el caso de que hubiera un error no sistemático en la odometría, como por ejemplo por un derrape o un efecto similar, aparecería un pico de covarianza, indicando que durante ese tiempo, los datos del sensor odométrico no son fiables. Es el caso de la figura 10 que representa la varianza de la velocidad de avance del robot, donde en el segundo $t=60$ se produce un derrape de las ruedas, con lo que la velocidad que indica el sistema odométrico no está correlacionada con el sensor Doppler y la todas las varianzas de la matriz de covarianza se elevan indicando que los datos del sensor no son fiables. Esa covarianza se utiliza directamente en el Filtro de Kalman, de esta manera el filtro dará menos importancia a la odometría durante la etapa de covarianza alta.

En la figura 11 se muestra un ejemplo de funcionamiento de localización incluyendo y sin incluir el sistema Doppler. En esta figuras la traza verde representa el sensor odométrico únicamente, la púrpura la combinación de sensores donde se da mayor peso al láser marcando con el círculo púrpura su posición final y la roja la fusión sensorial con covarianza dinámica calculada a partir del sensor de efecto Doppler marcando con un círculo su final. La línea amarilla representa el camino real recorrido por el vehículo. El experimento comienza por un pasillo largo, esta zona es complicada para el láser ya que

no tiene suficientes puntos singulares para una correcta localización, solo ve 2 líneas paralelas que no le permiten calcular el avance. Después se llega a la zona de giro, que es una zona de suelo deslizante, donde las ruedas tienden a derrapar y el sistema Doppler reporta baja precisión al sistema odométrico, y se vuelve al punto de inicio por el mismo pasillo. Como se ve en la gráfica, solo el sistema con covarianza variable generada por el sensor Doppler consigue un buen resultado en la localización siendo la diferencia de las dos posiciones finales de 12.3 metros y el error con respecto a la posición final de 16.7 metros y 4.4 metros respectivamente.

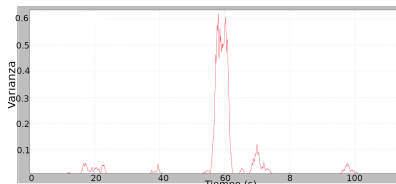


Figura 10: Varianza dinámica como diferencia del sensor odométrico y el sensor Doppler para la velocidad de avance, con un derrape en $t = 60s$.

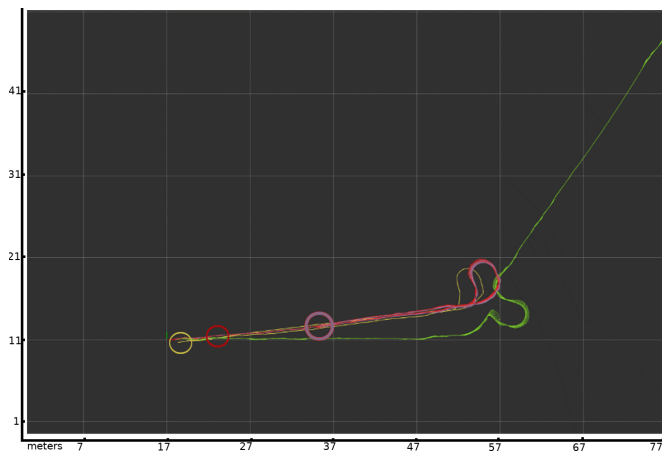


Figura 11: Pruebas realizadas con covarianza dinámica

6. Conclusiones

El sistema odométrico de un robot es un elemento clave para obtener una localización precisa. Su principal problema es que es difícil medir el error de sus medidas en cada instante. Para caracterizar este error se ha añadido un segundo sensor de velocidad. Este sensor consiste en un radar de efecto Doppler que comparando la información de velocidad que proporciona con la de la odometría se puede utilizar para calcular una covarianza dinámica que caracterice la precisión de los datos del sensor. Se ha desarrollado un prototipo de sensor Doppler basado en ultrasonidos, ya que estos permiten obtener una mayor precisión en la medida de la frecuencia Doppler de desplazamiento, permitiendo mayor precisión en la medida de la velocidad.

El resultado de aplicar una covarianza dinámica al sistema odométrico permite mejorar el sistema global de localización como demuestran las pruebas realizadas. En la sección 5 se presenta un caso de ejemplo donde utilizando este sensor, se detectan errores no sistemáticos en la odometría, lo que aumenta la covarianza, y permite reducir el peso de este sensor

en el filtrado con otros sensores, obteniendo una precisión final mayor.

Referencias

- Abreu, D., Toledo, J., Codina, B., Suárez, A., 2021. Low-cost ultrasonic range improvements for an assistive device. *Sensors* 21 (12).
URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/12/4250>
DOI: 10.3390/s21124250
- Alatise, M. B., Hancke, G. P., 2017. Pose estimation of a mobile robot based on fusion of imu data and vision data using an extended kalman filter. *Sensors* 17 (10).
URL: <http://www.mdpi.com/1424-8220/17/10/2164>
DOI: 10.3390/s17102164
- Arnay, R., Hernández-Aceituno, J., Toledo, J., Acosta, L., May 2018. Laser and optical flow fusion for a non-intrusive obstacle detection system on an intelligent wheelchair. *IEEE Sensors Journal* 18 (9), 3799–3805.
DOI: 10.1109/JSEN.2018.2815566
- Barrios, C., Motai, Y., Huston, D., Dec 2016. Intelligent forecasting using dead reckoning with dynamic errors. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 12 (6), 2217–2227.
DOI: 10.1109/TII.2015.2514086
- Censi, A., 2008. An icp variant using a point-to-line metric. In: 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. pp. 19–25.
DOI: 10.1109/ROBOT.2008.4543181
- Faria, B. M., Reis, L. P., Lau, N., 2014. A survey on intelligent wheelchair prototypes and simulators. In: Rocha, Á., Correia, A. M., Tan, F. B., Stroetmann, K. A. (Eds.), *New Perspectives in Information Systems and Technologies*, Volume 1. Springer International Publishing, Cham, pp. 545–557.
- Fariña, B., Toledo, J., Acosta, L., 2023. Augmented kalman filter design in a localization system using onboard sensors with intrinsic delays. *IEEE Sensors Journal* 23 (11), 12105–12113.
DOI: 10.1109/JSEN.2023.3269126
- Fariña, B., Toledo, J., Acosta, L., 2024. Improving odometric sensor performance by real-time error processing and variable covariance. *Mechatronics* 98, 103123.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957415823001794>
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2023.103123>
- Fariña, B., Toledo, J., Estevez, J. I., Acosta, L., 2020. Improving robot localization using doppler-based variable sensor covariance calculation. *Sensors* 20 (8).
URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/8/2287>
DOI: 10.3390/s20082287
- Huang, T., Jiang, H., Zou, Z., Ye, L., Song, K., 2019. An integrated adaptive kalman filter for high-speed uavs. *Applied Sciences* 9 (9).
URL: <http://www.mdpi.com/2076-3417/9/9/1916>
DOI: 10.3390/app9091916
- Kalman, R. E., 03 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering* 82 (1), 35–45.
URL: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
DOI: 10.1115/1.3662552
- Kubelka, V., Oswald, L., Pomerleau, F., Colas, F., Svoboda, T., Reinstein, M., 2015. Robust data fusion of multimodal sensory information for mobile robots. *Journal of Field Robotics* 32 (4), 447–473.
DOI: 10.1002/rob.21535
- Leaman, J., La, H. M., Aug 2017. A comprehensive review of smart wheelchairs: Past, present, and future. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 47 (4), 486–499.
DOI: 10.1109/THMS.2017.2706727
- Michaelis, M., Berthold, P., Meissner, D., Wuensche, H., Oct 2017. Heterogeneous multi-sensor fusion for extended objects in automotive scenarios using gaussian processes and a gmphd-filter. In: 2017 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF). pp. 1–6.
DOI: 10.1109/SDF.2017.8126351
- Ravikumar, P., Wainwright, M. J., Raskutti, G., Yu, B., 2011. High-dimensional covariance estimation by minimizing l_1 -penalized log-determinant divergence. *Electron. J. Statist.* 5, 935–980.
URL: <https://doi.org/10.1214/11-EJS631>
DOI: 10.1214/11-EJS631
- Toledo, J., Piñeiro, J. D., Arnay, R., Acosta, D., Acosta, L., 2018. Improving odometric accuracy for an autonomous electric cart. *Sensors* 18 (1).
URL: <http://www.mdpi.com/1424-8220/18/1/200>
DOI: 10.3390/s18010200